THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

École doctorale : EEATS - Electronique, Electrotechnique, Automatique, Traitement du Signal
Spécialité : Automatique - Productique
Unité de recherche : Techniques de l'Informatique et de la Microélectronique pour l'Architecture des systèmes intégrés

Synthèse de système de contrôle optimisé des énergies alternatives pour le bâtiment

Synthesis of optimized control system of alternative energies for the building

Présentée par :

Abdelali AGOUZOUL

Direction de thèse :

Emmanuel SIMEU Professeur des universités, Grenoble INP-UGA	Directeur de thèse

Rapporteurs :

Bernard KAMSU-FOGUEM
PROFESSEUR DES UNIVERSITES, Université de Technologie Tarbes
Chakib BEN NJIMA
PROFESSEUR, Université de Sousse

Thèse soutenue publiquement le **19 décembre 2025**, devant le jury composé de :

Mohammed EL GANAOUI, PROFESSEUR DES UNIVERSITES, Université de Lorraine	Président
Emmanuel SIMEU, PROFESSEUR DES UNIVERSITES, Université Grenoble Alpes	Directeur de thèse
Bernard KAMSU-FOGUEM, PROFESSEUR DES UNIVERSITES, Université de Technologie Tarbes	Rapporteur
Chakib BEN NJIMA, PROFESSEUR, Université de Sousse	Rapporteur
Sofiene DELLAGI, PROFESSEUR DES UNIVERSITES, Université de Lorraine	Examinateur
Mohamed TABAA, ASSOCIATE PROFESSOR, EMSI Casablanca	Examinateur
Badr CHEGARI, DOCTEUR EN SCIENCES, Cool Roof France	Examinateur

Invités :

Jean-Daniel ARNOULD
MAITRE DE CONFERENCES, Grenoble INP - UGA

Résumé

Le secteur du bâtiment représente près de 40 % de la consommation mondiale d'énergie, dont une part importante liée aux systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC). En Afrique, cette dépendance énergétique conjuguée à la fragilité des réseaux électriques accentue les risques de coupures et limite l'intégration efficace des énergies renouvelables. Dans ce contexte, cette thèse propose une double approche pour optimiser à la fois la consommation et la gestion des flux énergétiques.

La première partie s'attache à la réduction de la consommation des systèmes CVC grâce au développement d'une loi de commande prédictive basée sur les réseaux de neurones (Neural Network Model Predictive Controller – NNMPC). Cette stratégie a été implémentée sur une carte embarquée PYNQ et validée au moyen d'un banc d'essai numérique : un simulateur thermique dynamique (STD) jouant le rôle de jumeau numérique du bâtiment a été couplé à la carte via le protocole MQTT, permettant de traiter en temps réel les données des capteurs et de calculer la commande optimale appliquée aux CVC.

La seconde partie aborde l'optimisation des flux énergétiques au niveau du micro-réseau, incluant production alternative, stockage et charges électriques. L'objectif est d'améliorer la résilience face aux coupures d'électricité en Afrique tout en garantissant le confort des usagers. Outre l'intégration des énergies renouvelables, une stratégie innovante de replanification est proposée : elle permet de différer l'usage de certains équipements non essentiels afin de mieux exploiter les périodes d'abondance énergétique, tout en respectant leurs cycles de fonctionnement.

Les résultats montrent une réduction notable de la consommation des CVC, une amélioration du confort thermique et une utilisation plus efficiente des ressources énergétiques disponibles. L'apport principal de cette thèse réside dans la combinaison d'un contrôle prédictif intelligent embarqué pour les CVC avec une stratégie d'optimisation et de replanification énergétique à l'échelle du micro-réseau, ouvrant la voie à des solutions plus durables et adaptées aux contextes contraints.

Mots-clés : efficacité énergétique, CVC, NNMPC, PYNQ, jumeau numérique, MQTT, énergies renouvelables, stockage, optimisation, micro-réseau, confort des usagers.

Abstract

The building sector accounts for nearly 40% of global energy consumption, with heating, ventilation and air-conditioning (HVAC) systems representing a major share. In Africa, high demand combined with fragile electrical grids exacerbates power outages and hinders the effective integration of renewable energy. In this context, this thesis proposes a twofold approach to optimize both energy consumption and energy flow management.

The first part focuses on reducing HVAC consumption through the development of a predictive control law based on neural networks (Neural Network Model Predictive Controller – NNMPC). This strategy was implemented on a PYNQ embedded platform and validated through a digital test bed : a dynamic thermal simulator (STD) acting as the digital twin of the building was coupled to the board via the MQTT protocol, enabling real-time sensor data exchange and optimal control computation applied to HVAC systems.

The second part addresses the optimization of energy flows at the microgrid level, including alternative energy generation, storage, and electrical loads. The objective is to enhance resilience against frequent outages in Africa while improving user comfort. Beyond renewable integration, an innovative rescheduling strategy is proposed : it allows the deferral of non-essential loads in order to exploit periods of energy abundance, while respecting the operating cycles of the equipment.

The results demonstrate a significant reduction in HVAC energy consumption, an improvement in thermal comfort, and a more efficient use of available resources. The main contribution of this work lies in the combination of intelligent embedded predictive control for HVAC with an optimization and rescheduling framework at the microgrid level, offering sustainable and context-adapted solutions for energy management.

Keywords : energy efficiency, HVAC, NNMPC, PYNQ, digital twin, MQTT, renewable energy, storage, optimization, microgrid, user comfort.

Remerciements

Je souhaite exprimer ma profonde gratitude à l'ensemble des personnes qui ont rendu ce travail possible et qui m'ont accompagné tout au long de cette thèse.

Je remercie avant tout mon directeur de thèse, **Emmanuel Simeu**, pour son encadrement exigeant et bienveillant, la clarté de ses conseils, sa disponibilité constante et la confiance qu'il m'a accordée. Son sens de la rigueur scientifique et sa vision ont été déterminants à chaque étape de ce projet. Le suivi attentif, les échanges réguliers et les retours précis ont nourri ce travail du début à la fin.

Je tiens à exprimer une reconnaissance particulière à **Mohammed Tabaa** pour avoir cru en moi dès les premiers échanges, pour avoir su discerner le potentiel que nous avons pu développer au fil des années, et pour avoir porté avec conviction l'idée à l'origine de cette thèse. Grâce à son engagement, et à l'appui déterminant d'**Emmanuel**, cette idée a pris corps dans un projet scientifique qui s'achève aujourd'hui par la soutenance, mais dont le travail mené — et à venir — ne fait qu'amorcer la suite.

Je remercie **Badr Chegari** pour sa disponibilité, ses conseils techniques et méthodologiques, et pour la qualité de nos discussions, toujours constructives et stimulantes.

Mes pensées les plus chaleureuses vont à **mes parents**, pour leur amour, leurs encouragements et les sacrifices consentis, ainsi qu'à **mes sœurs** pour leur présence, leur patience et leur soutien de tous les instants. Votre confiance m'a porté.

Je remercie l'ensemble des collègues, enseignants-chercheurs, doctorants et personnels administratifs et techniques des laboratoires et structures qui ont accueilli et soutenu ce projet. Leur aide au quotidien, leurs partages d'expérience et l'ambiance de travail bienveillante ont grandement contribué à l'aboutissement de cette recherche.

Table des matières

Résumé i

Abstract i

Remerciements i

Table des matières iii

Introduction générale **1**

1 Les Problématiques Mondiales de l'Énergie au XXIe Siècle **3**
1.1 Introduction 4
1.2 Situation énergétique en Afrique 5
1.3 L'efficacité énergétique : un levier stratégique dans le secteur du bâtiment 7
1.4 Vers une transition énergétique durable en Afrique 9
1.5 Conclusion 12

2 Réglementation et Technologies d'Optimisation Énergétique des Bâtiments **14**
2.1 Introduction 15
2.2 Efficacité énergétique : volet passif 15
2.2.1 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Europe 16
2.2.1.1 Réglementation thermique en France 16
2.2.1.2 Réglementation thermique en Allemagne 17
2.2.1.3 Réglementation thermique en Espagne 18
2.2.1.4 Réglementation thermique au Royaume-Uni 18
2.2.2 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Amérique 19
2.2.2.1 Réglementation thermique aux Etats-unis 19
2.2.2.2 Réglementation thermique au Canada 20
2.2.3 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Afrique 21
2.2.3.1 Réglementation thermique en Afrique du sud 21
2.2.3.2 Réglementation thermique au Sénégal 22
2.2.3.3 Réglementation thermique au Maroc 22
2.2.4 Optimisation de l'enveloppe du bâtiment 25
2.3 Efficacité énergétique : volet actif 27
2.3.1 Méthodes de contrôle des système CVC 28
2.3.1.1 Contrôleurs par apprentissage 28
2.3.1.2 Contrôleurs adaptatifs/prédictifs 31
2.3.1.3 Contrôleurs hybrides 34
2.3.2 Modélisation énergétique du bâtiment 37
2.3.2.1 Modélisation boîte blanche 37
2.3.2.2 Modélisation boîte noire 45
2.3.2.3 Modélisation boîte grise 49
2.4 Conclusion 53

3 Modélisation et contrôle des énergies alternatives **56**
3.1 Introduction . . . 58
3.2 L'Émergence Rapide des Énergies Vertes . . . 58
3.3 Architectures HRES . . . 62
3.4 Énergie solaire . . . 64
3.4.1 Technologie des panneaux PV . . . 66
3.4.2 Modélisation électrique des panneaux PV . . . 66
3.4.2.1 Le modèle a une diode . . . 66
3.4.2.2 Le modèle à deux diodes . . . 69
3.4.2.3 Développement de Taylor et Méthode de Newton-Raphson . . . 70
3.4.3 Les techniques MPPT . . . 71
3.4.3.1 Constant voltage / Tension constante . . . 72
3.4.3.2 Open-circuit voltage / Tension en circuit ouvert . . . 72
3.4.3.3 Fixed duty cycle / Cycle de fonctionnement fixe . . . 73
3.4.3.4 Beta method / méthode Beta . . . 73
3.4.3.5 Hill climbing / perturb and observe (P&O) . . . 74
3.4.3.6 Incremental conductance / Conductance incrémentielle . . . 76
3.4.3.7 Fuzzy logic controller (FLC) / Contrôleur à logique floue (FLC) 77
3.4.3.8 Neural network / Réseau neuronal . . . 78
3.4.3.9 Approches de commande prédictive par modèle pour le MPPT 79
3.4.3.10 Discussion . . . 80
3.5 L'énergie éolienne . . . 82
3.5.1 Concept et Composants d'une Éolienne . . . 82
3.5.2 Classification et Types d'Éoliennes . . . 82
3.5.3 Principe de Fonctionnement d'une Éolienne . . . 83
3.5.4 Implantation et Critères de Sélection des Sites . . . 84
3.5.5 Modélisation de l'Énergie Cinétique et de la Puissance du Vent . . . 85
3.5.5.1 Énergie Cinétique et Puissance de l'Air . . . 85
3.5.5.2 Puissance Extraite par les Pales du Rotor . . . 86
3.5.5.3 Optimisation du Coefficient de Puissance et Contrôle du Rotor 86
3.5.6 Avancées technologiques et stratégies de contrôle pour l'optimisation des éoliennes modernes . . . 87
3.5.7 Potentiel, Défis et Perspectives de l'Éolien . . . 89
3.6 L'Énergie Hydraulique . . . 89
3.7 L'Énergie Géothermique . . . 91
3.8 La Biomasse et le Biogaz . . . 91
3.9 L'Énergie Nucléaire . . . 92
3.10 L'Hydrogène Vert . . . 93
3.11 Les technologies de stockages . . . 93
3.11.1 Stockage par batteries . . . 93
3.11.1.1 Le modèle **Rint** . . . 95
3.11.1.2 Le modèle **RC** . . . 96
3.11.1.3 Le modèle de Thévenin . . . 97
3.11.1.4 Le modèle **PNGV** . . . 98
3.11.1.5 Le modèle **DP** . . . 99
3.11.2 Stockage mécanique . . . 101
3.11.2.1 Stockage par pompage hydraulique . . . 101
3.11.2.2 Stockage par air comprimé . . . 101
3.11.2.3 Volants d'inertie . . . 102
3.11.3 Stockage thermique . . . 103
3.11.3.1 Stockage par sels fondus . . . 103

3.11.3.2 Matériaux à changement de phase . . . 103
3.11.4 Stockage chimique . . . 104
3.11.5 Stockage magnétique . . . 104
3.12 Conclusion . . . 105

4 Commande prédictive neuronale appliquée aux systèmes CVC : du modèle énergétique à l'implémentation embarquée 108
4.1 Introduction . . . 110
4.2 Cadre méthodologique et modélisation du système énergétique . . . 110
4.2.1 Vision globale du système . . . 110
4.2.2 Méthodologie et mise en œuvre . . . 111
4.3 Modélisation . . . 113
4.4 Contrôle et optimisation . . . 116
4.5 PYNQ implementation . . . 119
4.6 Scénarios de simulation et stratégies de commande . . . 120
4.7 Résultats . . . 121
4.7.1 Energie thermique . . . 121
4.7.2 Confort énergétique . . . 126
4.7.2.1 Distribution . . . 126
4.7.2.2 PMV . . . 129
4.8 Discussion . . . 134
4.9 Conclusion . . . 138

5 Contrôle hybride et optimisation des flux énergétiques 140
5.1 Introduction . . . 141
5.2 Scénarios de simulation et stratégies de commande . . . 141
5.3 Stratégies de commande : logique séquentielle et optimisation . . . 147
5.3.1 Commande logique séquentielle : Grafcet sous PLC . . . 147
5.3.1.1 Étape 1 – Évaluation des sources et des besoins . . . 148
5.3.1.2 Étapes 2 et 3 – Couverture par une source renouvelable unique 149
5.3.1.2.1 Exemple d'application . . . 151
5.3.1.3 Étape 4 – Production combinée et vérification du surplus . . . 152
5.3.1.4 Étapes 5 et 6 – Rechargement ou usage du stockage . . . 152
5.3.1.4.1 Étape 5 – Rechargement des batteries . . . 153
5.3.1.4.2 Étape 6 – Utilisation de l'énergie stockée . . . 153
5.3.1.5 Étape 7 – Premier niveau de délestage (charges non essentielles) 155
5.3.1.6 Étape 8 – Deuxième niveau de délestage (charges CVC) . . . 156
5.3.1.7 Étape 9 – Activation du générateur diesel en secours . . . 157
5.3.1.8 Résultats . . . 159
5.3.2 Stratégie d'optimisation énergétique . . . 160
5.3.2.1 Principe général . . . 160
5.3.2.2 Formulation mathématique . . . 161
5.3.2.3 Fonctionnement de l'algorithme . . . 161
5.3.2.4 Évaluation et discussion des résultats . . . 162
5.3.2.4.1 En résumé, cette stratégie présente plusieurs atouts notables : . . . 163
5.3.3 Améliorations de l'algorithme d'optimisation ILP . . . 164
5.3.3.1 Maintien des équipements en cours de cycle . . . 164
5.3.3.2 Anticipation de la soutenabilité énergétique . . . 164
5.3.3.3 Gestion structurée des états et replanification . . . 164
5.3.3.4 Suivi des coupures forcées . . . 165

5.3.3.5 Logique de replanification continue . . . 165
5.3.3.6 Synthèse . . . 165
5.3.4 Résultats de simulation et robustesse du système . . . 166
5.3.4.1 Équilibre énergétique et activation des charges . . . 166
5.3.4.2 Comparaison prévision vs. service réel . . . 167
5.3.4.3 Perspectives d'amélioration . . . 169
5.3.5 Indicateur de performance : Taux de satisfaction global (TSG) . . . 169
5.4 Discussion et Perspectives . . . 170
5.5 Conclusion . . . 171

Conclusion générale **174**

Bibliographie **I**

Table des figures **XVII**

Liste des tableaux **XXIV**

A Annexe 1 : Les température des différentes pièces **XXVI**
A.1 Comparaison des stratégies de régulation thermique en 2006 et 2017 . . . XXVII

B Annexe 2 : Les économies d'énergies sur les différentes pièces **LIV**

C Annexe 3 : PMV **LXVI**
C.0.1 Distribution PMV . . . LXVII

Publications scientifiques **LXXXVIII**

Revue internationale . . . LXXXVIII
Conférences internationales . . . LXXXVIII

Introduction générale

Introduction générale.

Le secteur du bâtiment représente aujourd'hui l'un des principaux consommateurs d'énergie à l'échelle mondiale, avec près de 40 % de la demande totale. La croissance démographique, l'urbanisation rapide et l'élévation du niveau de vie entraînent une augmentation continue de cette consommation, particulièrement marquée dans les pays en développement. Cette tendance exerce une pression croissante sur les ressources énergétiques et accentue les enjeux environnementaux liés aux émissions de gaz à effet de serre. En Afrique, le défi est encore plus aigu : il s'agit non seulement de répondre à une demande énergétique en forte expansion, mais aussi de faire face à des réseaux électriques fragiles et sujets à des coupures fréquentes.

Pour relever ces défis, la communauté scientifique et industrielle s'oriente vers des stratégies d'efficacité énergétique et d'intégration des énergies renouvelables. Les solutions dites « passives », centrées sur l'optimisation de l'enveloppe des bâtiments (isolation, orientation, choix des matériaux), permettent de limiter les besoins thermiques. Toutefois, elles demeurent insuffisantes dans un contexte où les systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC) représentent une part majeure de la consommation. Par ailleurs, l'intégration d'énergies renouvelables, bien qu'indispensable, ne suffit pas à elle seule à garantir le confort des usagers, car l'intermittence des ressources impose une gestion fine et optimisée des flux énergétiques.

C'est dans cette perspective que s'inscrit la présente thèse, qui propose une approche intégrée combinant optimisation des systèmes CVC et gestion intelligente des flux énergétiques dans les bâtiments et micro-réseaux.

L'originalité de ce travail réside dans l'articulation de ces deux volets : d'une part, le développement et la validation d'un contrôleur prédictif embarqué dédié aux systèmes CVC ; d'autre part, la mise en place d'une stratégie globale de gestion énergétique permettant d'optimiser l'utilisation des ressources disponibles à l'échelle du bâtiment et du micro-réseau. Cette double contribution vise à réduire la consommation, améliorer le confort et renforcer la résilience énergétique des bâtiments, en particulier dans des contextes contraints comme ceux rencontrés en Afrique.

Le manuscrit est structuré de la manière suivante. Le premier chapitre présente les problématiques énergétiques mondiales et africaines ainsi que les enjeux de la transition énergétique dans le secteur du bâtiment. Le deuxième chapitre examine les réglementations et technologies existantes en matière d'efficacité énergétique, en distinguant les approches passives et actives. Le troisième chapitre est consacré à la modélisation et au contrôle des énergies renouvelables ainsi qu'aux technologies de stockage. Le quatrième chapitre expose les résultats de simulation liés au développement et à la validation du contrôleur NNMPC sur carte embarquée, en lien avec le simulateur thermique dynamique. Enfin, le cinquième chapitre propose une stratégie hybride et optimisée de gestion des flux énergétiques, intégrant production, stockage et charges électriques, avant que la conclusion générale ne vienne synthétiser les contributions et ouvrir des perspectives de recherche et d'application.

1

Les Problématiques Mondiales de l'Énergie au XXIe Siècle

Ce chapitre propose une analyse des problématiques énergétiques mondiales au XXIe siècle, en mettant en évidence l'augmentation rapide de la consommation et ses impacts environnementaux. Une attention particulière est accordée à la situation énergétique en Afrique, marquée par un contraste entre un potentiel considérable en ressources renouvelables et un déficit d'accès à l'électricité. Le rôle stratégique de l'efficacité énergétique, notamment dans le secteur du bâtiment, est souligné comme levier essentiel pour concilier croissance et durabilité. Enfin, le chapitre ouvre la réflexion sur les conditions d'une transition énergétique adaptée au contexte africain.

Sommaire

1.1 Introduction 4
1.2 Situation énergétique en Afrique 5
1.3 L'efficacité énergétique : un levier stratégique dans le secteur du bâtiment 7
1.4 Vers une transition énergétique durable en Afrique 9
1.5 Conclusion 12

1.1 Introduction

L'énergie constitue le fondement de toute activité humaine moderne, propulsant l'industrie, les transports, les communications et la technologie. Elle est essentielle pour l'amélioration du niveau de vie et le développement économique. Cependant, alors que la population mondiale continue de croître et que les besoins énergétiques augmentent, l'humanité se trouve confrontée à des défis sans précédent concernant l'approvisionnement énergétique, la durabilité, et l'impact environnemental des systèmes énergétiques actuels. L'accès à l'énergie est souvent considéré comme un droit fondamental. Cependant, près de 1,1 milliard de personnes dans le monde n'ont pas accès à l'électricité, et des milliards d'autres dépendent encore de sources d'énergie non durables, comme le charbon de bois ou le pétrole, pour leurs besoins quotidiens. Ce manque d'accès a des conséquences dévastatrices sur la santé, l'éducation et le développement économique. Au cours de la dernière décennie, l'accès s'est constamment amélioré, réduisant le nombre de personnes privées d'accès de 1,1 milliard en 2010 à 685 millions en 2022, malgré une population croissante [1]. Pour permettre à chaque Africain d'avoir accès à l'électricité d'ici 2030, environ 70 millions de personnes devront être connectées chaque année, dont 60 millions en zones rurales. Dans ces zones rurales, où plus de 80 % des Africains sans accès à l'électricité vivent aujourd'hui, les progrès devront être encore plus rapides. La plupart des connexions dans les zones rurales se feront via des systèmes autonomes ou des mini-réseaux, qui représentent environ deux tiers des nouvelles connexions dans le scénario SAS (Sustainable Africa Scenario) [2]. Dans le cadre du SAS, la demande d'électricité en Afrique augmentera d'environ 60 % d'ici 2030, passant de 700 TWh en 2022 à plus de 1 160 TWh en 2030. Cette demande accrue sera alimentée par l'amélioration de l'accès à l'électricité pour les ménages et l'expansion de l'utilisation de l'électricité dans l'industrie et les autres secteurs productifs. En particulier, les ménages seront à l'origine de plus de la moitié de cette croissance [2]. Pour répondre à cette demande croissante, la production d'électricité sera de plus en plus dominée par les énergies renouvelables. Les principales sources de production seront l'hydroélectricité, le photovoltaïque solaire et l'énergie éolienne. Par exemple, la production hydroélectrique passera de 160 TWh à 312 TWh entre 2022 et 2030, tandis que la production solaire photovoltaïque passera de 16 TWh à 215 TWh. En 2030, les énergies renouvelables représenteront environ 80 % de la capacité de production ajoutée en Afrique, avec une croissance particulièrement forte dans l'énergie solaire et éolienne [2]. La pandémie de Covid-19 a entraîné un choc économique brutal, comparable à celui de la Grande Dépression des années 1930. Le secteur de l'énergie a joué un rôle clé pendant cette crise, notamment en garantissant un approvisionnement ininterrompu en électricité, ce qui a permis aux hôpitaux de fonctionner et aux travailleurs de poursuivre leurs activités à distance [3]. La demande mondiale d'énergie a chuté de 6 % en 2020 par rapport à 2019, marquant une contraction beaucoup plus importante que celle observée lors de la crise financière de 2008-2009. Les combustibles fossiles, tels que le pétrole et le charbon, ont été les plus durement touchés. La pandémie a également entraîné une baisse de 20 % des investissements dans le secteur énergétique mondial, touchant particulièrement les projets liés aux énergies fossiles [3]. Le financement des projets énergétiques est principalement soutenu par des acteurs privés, représentant environ 73 % des investissements mondiaux en énergie. Le rôle des ménages dans les investissements en énergie est également en croissance, passant de 9 % en 2015 à 18 % en 2023, notamment à travers l'installation de panneaux solaires résidentiels et l'achat de véhicules électriques [4]. La complexité des problématiques énergétiques contemporaines nécessite une approche multidimensionnelle. Nous devons considérer non seulement les sources d'énergie, mais aussi la manière dont nous les utilisons, les infrastructures que nous mettons en place, et les politiques qui régissent tout cela. La consommation mondiale d'énergie a augmenté de façon exponentielle au cours des dernières décennies, notamment à cause du développement rapide des pays comme la Chine et l'Inde. Depuis le début de l'ère industrielle, les combustibles fossiles (pétrole, gaz naturel, charbon) ont joué un rôle dominant dans l'approvisionnement énergétique à grande échelle. Cette croissance rapide de la demande énergétique, couplée à l'urgence climatique, met en évidence la nécessité de repenser nos

modes de consommation, notamment dans le secteur du bâtiment, qui représente près de 30 % de l'énergie finale mondiale, figure 1.1a.

En résumé, la situation énergétique mondiale au XXIe siècle est marquée par une demande croissante, des pressions environnementales intenses et des mutations technologiques rapides. Toutefois, ces tendances globales ne se manifestent pas de manière uniforme selon les régions. Certaines zones disposent déjà de systèmes énergétiques robustes et diversifiés, tandis que d'autres doivent encore relever des défis fondamentaux d'accès et de fiabilité. C'est notamment le cas de l'Afrique, où l'ampleur des besoins énergétiques, conjuguée à un potentiel exceptionnel en ressources renouvelables, en fait un terrain stratégique pour analyser les enjeux et les opportunités de la transition énergétique. Nous allons donc examiner plus en détail la situation énergétique du continent africain, ses spécificités et les défis qu'il doit relever dans le contexte actuel.

Pour éclairer ces enjeux, ce chapitre s'organise en trois volets. Nous examinerons d'abord la situation énergétique particulière de l'Afrique, entre déficit d'accès et croissance rapide de la demande. Nous présenterons ensuite l'efficacité énergétique, en particulier dans le secteur du bâtiment, comme premier levier d'action. Enfin, nous aborderons le rôle stratégique des énergies renouvelables, qui constituent une réponse durable et incontournable aux besoins croissants du continent.

1.2 Situation énergétique en Afrique

Après avoir examiné les dynamiques énergétiques mondiales, il est essentiel de se concentrer sur le cas particulier de l'Afrique. Le continent illustre avec force les paradoxes de l'énergie au XXIe siècle : d'une part, une population en pleine croissance et un immense potentiel en ressources fossiles et renouvelables ; d'autre part, une réalité marquée par la sous-électrification, la faiblesse des infrastructures et une dépendance persistante à des sources énergétiques traditionnelles. L'étude de la situation africaine permet ainsi de mettre en évidence non seulement les défis colossaux liés à l'accès universel à l'énergie, mais aussi les opportunités d'un modèle de développement durable fondé sur l'efficacité et les énergies renouvelables. Dans cette section, nous examinerons d'abord les tendances générales en matière d'accès et de consommation d'énergie en Afrique, puis nous analyserons les disparités régionales et les évolutions récentes en matière de politiques et d'investissements.

L'Afrique, un continent en pleine croissance démographique et économique, est aujourd'hui confrontée à l'un des plus grands défis de son histoire moderne : assurer un accès fiable, abordable et durable à l'énergie pour tous ses habitants. L'accès à l'énergie est un moteur essentiel du développement économique et social, et joue un rôle clé dans la réduction de la pauvreté, l'amélioration des conditions de vie et le soutien à la croissance industrielle. Pourtant, malgré des ressources énergétiques naturelles abondantes, tant fossiles que renouvelables, le continent continue de faire face à une crise énergétique persistante. Avec une population de près de 1,3 milliard de personnes, environ 600 millions de personnes sur le continent n'ont toujours pas accès à l'électricité, ce qui représente 43 % de la population, l'Afrique subsaharienne reste l'une des régions les plus sous-électrifiées du monde. Les défis sont multiples : une dépendance excessive à la biomasse traditionnelle pour la cuisson, un manque d'infrastructures énergétiques, des investissements insuffisants dans les énergies modernes, et des politiques énergétiques parfois mal coordonnées. Cette situation est exacerbée par une croissance démographique rapide, l'urbanisation croissante, et des infrastructures vieillissantes ou inadéquates, qui freinent la capacité des gouvernements à fournir des services énergétiques de manière universelle et fiable. Une personne sur deux ajoutée à la population mondiale sera africaine d'ici 2040 [5], ce qui augmente considérablement la pression sur les infrastructures énergétiques. Un autre obstacle majeur est l'infrastructure électrique vieillissante

et sous-développée. Les pertes de transmission sont importantes et la fiabilité des réseaux est faible, ce qui rend difficile l'intégration des énergies renouvelables [6]. En moyenne, les pertes d'électricité dans les réseaux africains s'élèvent à environ 15 %, contre une moyenne mondiale de 7 %. Cela est dû à l'âge des infrastructures et à l'absence d'investissements suffisants pour les moderniser. Des investissements massifs sont donc nécessaires pour moderniser et étendre les réseaux, notamment pour soutenir le stockage d'énergie et les solutions hors réseau. De plus, la population urbaine africaine devrait croître de plus d'un demi-milliard, surpassant la croissance urbaine observée en Chine lors de son boom économique. Ce contexte démographique alimente une forte demande en énergie, en infrastructures et en développement industriel. Une augmentation de la demande de pétrole de 3,1 millions de barils par jour, plaçant l'Afrique au deuxième rang mondial en termes de croissance de la demande de pétrole, juste derrière l'Inde, est prévu d'ici 2040 [5]. La demande de gaz naturel devrait également croître, et l'Afrique deviendra le troisième plus grand contributeur à la croissance de la demande mondiale de gaz. L'Afrique connaît aussi une période difficile en raison de crises économiques mondiales, notamment la pandémie de COVID-19 et la guerre en Ukraine, qui ont fait monter en flèche les prix de l'énergie et des aliments. Ces crises ont aggravé la situation déjà complexe de l'accès à l'énergie en Afrique. Le taux d'électrification s'améliore, mais 530 millions de personnes n'auraient toujours pas accès à l'électricité d'ici 2030 [5]. Bien que des centaines de millions de personnes aient obtenu l'accès à l'électricité depuis 2010, les progrès réalisés sont inégaux. D'importantes disparités régionales en matière d'accès persistent et s'accentuent. En 2010, l'Asie centrale et méridionale représentait 36,8 % du déficit d'accès à l'électricité dans le monde, mais des avancées majeures dans l'électrification de cette région ont réduit cette part à 4,8 % en 2022. En revanche, la part de l'Afrique subsaharienne dans ce déficit mondial a explosé, passant de 49,6 % en 2010 à 83,3 % en 2022 [1]. L'Afrique du Nord - l'Algérie, l'Égypte, la Libye, le Maroc et la Tunisie - a fait d'importants progrès vers la réalisation de l'Objectif de Développement Durable (ODD) 7, qui vise à garantir un accès universel à une énergie abordable, fiable, durable et moderne d'ici 2030. La demande en électricité par habitant a doublé entre 2000 et 2018, ce qui met en évidence la nécessité d'équilibrer la croissance de la consommation d'énergie avec une transition vers des sources plus propres. Aujourd'hui, plus de 99% de la population de la région a accès à l'électricité, et 98% ont accès à des combustibles de cuisson propres, tels que le gaz de pétrole liquéfié (GPL) et le gaz naturel [7]. Le programme d'électrification rurale du Maroc a permis de porter l'accès au réseau à 97% de la population en 2009, constituant ainsi une référence mondiale. La Tunisie a également réalisé des progrès notables grâce à une stratégie de développement rural qui intègre l'accès à l'électricité avec des services de santé et d'éducation [7]. Au cours de la dernière décennie, la capacité d'électricité renouvelable en Afrique du Nord a augmenté de plus de 40%, principalement grâce aux investissements dans l'énergie éolienne et solaire photovoltaïque (PV). Mais malgré un potentiel considérable, la part des énergies renouvelables dans la consommation finale d'énergie reste modeste (environ 4,3% en 2018) [7]. Toutefois, les ressources solaires et éoliennes sont abondantes dans la région, offrant une base solide pour un développement futur. Le Maroc se distingue par ses ambitions en matière d'énergies renouvelables, visant à produire plus de 52% de son électricité à partir de sources renouvelables d'ici 2030 [7]. Malgré l'importance croissante des énergies propres, le pétrole et le gaz restent au cœur de l'économie de plusieurs pays nord-africains, notamment l'Algérie, l'Égypte et la Libye. Toutefois, ce secteur fait face à des pressions croissantes du marché mondial et des objectifs climatiques. La production de pétrole et de gaz en Afrique du Nord est l'une des plus intensives en émissions de gaz à effet de serre dans le monde. En 2019, les émissions de méthane de l'Algérie, de l'Égypte et de la Libye représentaient environ 12% des émissions mondiales de méthane provenant du secteur pétrolier et gazier [7]. L'Afrique est dotée de ressources naturelles abondantes en énergies renouvelables, notamment l'énergie solaire et éolienne, qui représentent des solutions clés pour l'avenir énergétique du continent. Cependant, ces ressources restent largement sous-utilisées. En particulier, l'énergie solaire est considérée comme le pilier principal du développement énergétique du continent. Le coût de production d'électricité à partir du solaire continue de

baisser, rendant cette option de plus en plus attractive. Toutefois, la mise en œuvre massive de cette technologie nécessite des investissements importants dans les infrastructures de distribution et de stockage.

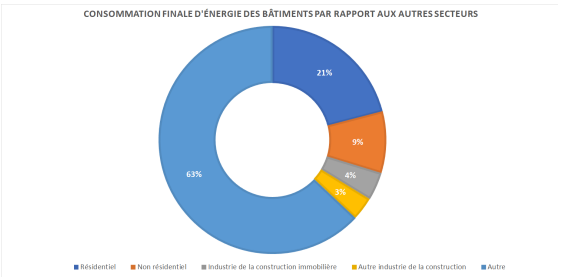
L'examen de la situation africaine montre l'ampleur des défis à relever : croissance démographique rapide, inégalités persistantes d'accès à l'énergie, réseaux vieillissants et dépendance encore forte aux combustibles fossiles. Face à cette réalité, deux voies complémentaires apparaissent incontournables. La première consiste à agir sur la demande, en réduisant et en optimisant la consommation énergétique, notamment dans les secteurs les plus énergivores. C'est précisément le rôle de l'efficacité énergétique, qui constitue un levier immédiat pour limiter les besoins, améliorer le confort et réduire les émissions. Le secteur du bâtiment, à la fois pilier du développement urbain et responsable d'une part importante de la consommation d'énergie et des émissions de CO_2, représente un champ d'action prioritaire. La section suivante mettra en lumière l'importance et les perspectives de l'efficacité énergétique dans ce secteur.

1.3 L'efficacité énergétique : un levier stratégique dans le secteur du bâtiment

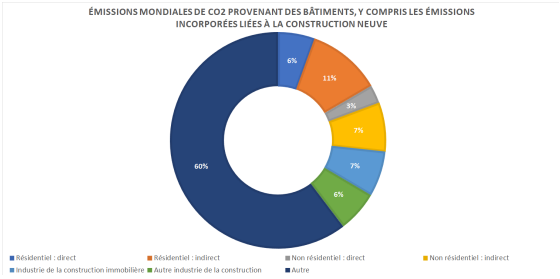
Face à ces défis énergétiques, en particulier sur le continent africain, une réponse clé réside dans l'efficacité énergétique. Celle-ci ne se limite pas à réduire la consommation : elle constitue un levier stratégique permettant à la fois de limiter les coûts, d'améliorer la compétitivité économique, de réduire les émissions de gaz à effet de serre et de renforcer la sécurité énergétique. Dans un contexte où la demande mondiale continue de croître, et où les ressources financières demeurent limitées, l'efficacité énergétique apparaît comme une option incontournable pour concilier croissance et durabilité. Cette section analysera d'abord le rôle central du secteur du bâtiment, avant d'examiner les implications pour l'industrie et les obstacles à surmonter, puis de discuter des instruments politiques et technologiques qui peuvent accélérer son adoption.

L'efficacité énergétique présente de nombreux avantages, tant économiques qu'environnementaux. En réduisant la consommation d'énergie, elle permet aux entreprises et aux ménages de réaliser des économies sur leurs factures énergétiques. De plus, l'amélioration de l'efficacité énergétique contribue à la compétitivité des industries. Les entreprises qui adoptent des pratiques d'efficacité énergétique peuvent réduire leurs coûts de production et améliorer leur marge bénéficiaire. Dans un contexte économique mondial où la pression sur les coûts est omniprésente, l'efficacité énergétique devient un impératif stratégique. Les secteurs du bâtiment et de la construction sont des acteurs clés dans la lutte contre le changement climatique. Ensemble, ils sont responsables de 30 % de la consommation mondiale d'énergie finale et de 27 % des émissions totales de CO2 dans le secteur [8], figure 1.1. L'amélioration de l'efficacité énergétique dans ce secteur peut avoir un impact significatif sur la demande énergétique mondiale.

Les mesures d'efficacité énergétique dans le bâtiment incluent l'amélioration de l'isolation thermique, l'utilisation d'appareils électroménagers à haute efficacité, et l'installation de systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC en français, ou HVAC en anglais pour désigner "heating, ventilation and air-conditioning") plus performants. Des technologies innovantes, telles que les fenêtres à double vitrage et les systèmes d'éclairage LED, permettent également de réduire considérablement la consommation d'énergie dans les bâtiments commerciaux et résidentiels [9]. Les normes minimales de performance énergétique (NMPE) et les étiquettes obligatoires pour les principaux appareils et équipements utilisés dans les bâtiments se sont révélées incroyablement efficaces. Ces normes et étiquettes ont permis de réduire de plus de moitié la consommation d'énergie des principaux appareils dans les pays où les programmes sont les plus anciens. S'il est



(A) *Consommation d'énergie finale des bâtiments par rapport à d'autres secteurs.*



(B) *Emissions mondiales de co2 provenant des bâtiments, y compris les émissions intrinsèques des nouvelles constructions.*

FIGURE 1.1 – *La consommation mondiale d'énergie finale et les émissions totales de CO2 en 2022, [8].*

important que les nouvelles normes européennes soient adoptées dans un plus grand nombre de pays, en particulier dans les régions émergentes et en développement, il est également essentiel que les pays dans lesquels elles existent déjà élargissent le nombre de produits et d'utilisations finales couverts et continuent d'accroître l'ambition de la réglementation au fil du temps. Ces mesures peuvent réduire considérablement la demande énergétique mondiale tout en créant des emplois dans les secteurs de la construction et des services liés à l'efficacité énergétique. Les rénovations énergétiques sont également essentielles pour réduire les émissions de gaz à effet de serre dans le secteur du bâtiment [3]. Les systèmes de gestion de l'énergie dans les bâtiments (BEMS, Building Energy Management Systems) permettent de surveiller et d'optimiser la consommation d'énergie en temps réel, en ajustant par exemple le chauffage ou la climatisation en fonction des conditions extérieures et des besoins réels des occupants. Ces systèmes sont souvent combinés avec des technologies de génération d'énergie distribuée, telles que les panneaux solaires sur les toits, pour maximiser l'autonomie énergétique des bâtiments. Les avantages de l'amélioration de l'efficacité énergétique des bâtiments vont bien au-delà des économies d'énergie et de la réduction des émissions : elle permet également de réduire les factures d'énergie, de créer des emplois qualifiés à long terme dans la construction de bâtiments, d'améliorer la qualité de l'air intérieur et extérieur et de renforcer la sécurité et la résilience du système énergétique grâce à la gestion de la charge. Étant donné que les gens passent en moyenne 90% de leur temps à l'intérieur, le fait de veiller à ce que les bâtiments soient confortables et sains pour les occupants peut contribuer à améliorer globalement la santé de la population et à éviter d'autres effets néfastes sur les groupes vulnérables. En tenant compte de ces avantages, les décideurs politiques peuvent intégrer l'efficacité énergétique dans une série de domaines politiques susceptibles de soutenir de multiples objectifs économiques et sociétaux. Dans le secteur industriel, l'amélioration de l'efficacité énergétique est également cruciale. Les industries à forte consommation d'énergie, comme la fabrication, peuvent réduire leurs coûts d'exploitation et leur empreinte écologique en adoptant des technologies plus efficaces. Par exemple, l'utilisation de moteurs électriques à haute efficacité, l'optimisation des procédés de production, et la mise en place de systèmes de gestion de l'énergie sont des moyens efficaces d'améliorer la productivité tout en réduisant la consommation d'énergie. Des programmes de certification, tels que ISO 50001, encouragent les entreprises à mettre en œuvre des systèmes de gestion de l'énergie afin d'améliorer leur efficacité énergétique. Ces initiatives offrent non seulement des avantages économiques, mais contribuent également à la réduction des émissions de GES. Malgré les avantages indéniables de l'efficacité énergétique, plusieurs obstacles doivent être surmontés pour encourager son adoption à grande échelle. Les coûts initiaux d'investissement peuvent constituer un frein pour de nombreux ménages et entreprises, même si ces investissements se révèlent rentables à long terme. L'amélioration de l'efficacité énergétique est également identifiée comme une voie essentielle pour répondre à la demande croissante en énergie tout en réduisant les coûts pour les consommateurs et en diminuant les émissions de CO2. La région de la Corne

de l'Afrique, bien qu'ayant de faibles niveaux d'émissions par habitant, doit néanmoins renforcer ses efforts pour réduire ses émissions globales. L'Afrique Case, prévoit que la région pourrait doubler sa croissance économique d'ici 2030 tout en limitant la croissance des émissions grâce à une adoption plus rapide des énergies renouvelables et à des politiques d'efficacité énergétique [10]. L'intégration des énergies renouvelables devrait être une priorité au même titre que l'amélioration de l'efficacité, une compréhension détaillée des besoins énergétiques d'un bâtiment étant cruciale pour une gestion optimale des ressources. Les modèles énergétiques simplifiés des bâtiments sont très souhaitables pour évaluer et diagnostiquer efficacement les systèmes de construction [11]. Les études soulignent la nécessité de prendre en compte les aspects holistiques dans la conception des bâtiments et la gestion de l'énergie afin de parvenir à l'efficacité et à la rentabilité [12]. Pour remédier à ces problèmes, des politiques publiques incitatives, telles que des subventions, des crédits d'impôt et des normes minimales de performance énergétique, sont nécessaires. Des programmes de financement innovants, comme les contrats de performance énergétique, permettent de surmonter les barrières financières en liant les paiements aux économies d'énergie réalisées. La transition vers les énergies renouvelables est essentielle pour répondre aux défis posés par l'épuisement des combustibles fossiles et le changement climatique. Les énergies renouvelables, telles que l'énergie solaire, éolienne, hydraulique et géothermique, offrent des solutions énergétiques durables, inépuisables et à faible impact environnemental.

Si l'efficacité énergétique permet de réduire les besoins et de mieux utiliser les ressources existantes, elle ne saurait suffire à elle seule à répondre aux immenses besoins en énergie des décennies à venir. En parallèle de cette démarche d'optimisation, il est indispensable de transformer la structure même de l'approvisionnement énergétique. La transition vers les énergies renouvelables s'impose alors comme l'autre pilier essentiel de la stratégie énergétique, en particulier pour l'Afrique, qui dispose d'un potentiel solaire, éolien et hydraulique parmi les plus élevés au monde. L'intégration progressive de ces ressources renouvelables dans le mix énergétique continental représente à la fois une opportunité de développement durable et un défi d'investissement et de gouvernance. C'est ce second axe, complémentaire à l'efficacité énergétique, que nous analysons à présent.

1.4 Vers une transition énergétique durable en Afrique

Si l'efficacité énergétique constitue un premier levier incontournable pour réduire la demande et optimiser l'usage des ressources, elle doit nécessairement être complétée par une transformation profonde de l'offre énergétique. C'est dans ce cadre que les énergies renouvelables occupent une place centrale. Elles représentent à la fois une réponse à l'épuisement progressif des combustibles fossiles, un outil de lutte contre le changement climatique et une opportunité de développement pour l'Afrique. Le continent, longtemps dépendant de ses ressources pétrolières et gazières, dispose pourtant d'un potentiel exceptionnel en solaire, éolien, hydraulique et biomasse. L'enjeu n'est donc pas seulement de produire plus d'énergie, mais de réorienter la trajectoire énergétique vers un modèle durable et inclusif. Dans cette section, nous examinerons successivement l'évolution mondiale des énergies renouvelables, le potentiel africain et ses principaux projets phares, les défis liés à leur intégration, ainsi que les implications sociales et économiques d'une transition énergétique juste.

L'Afrique est riche en ressources fossiles, mais les changements globaux dans le secteur énergétique, en particulier la montée en puissance des énergies renouvelables, mettent sous pression les modèles économiques basés sur les hydrocarbures. Les pays africains producteurs de pétrole, comme le Nigéria et l'Angola, devront repenser leur stratégie à long terme pour s'adapter à une demande mondiale en déclin. L'accélération des transitions énergétiques mondiales pourrait réduire considérablement les revenus futurs provenant des hydrocarbures, ce qui souligne l'importance de

la diversification économique. Dans un monde de plus en plus sensibilisé aux enjeux climatiques, l'Afrique est à un carrefour. Les gouvernements africains ont l'opportunité de diversifier leurs sources d'énergie tout en tirant parti des avancées technologiques dans les domaines des énergies renouvelables, des batteries de stockage et de la gestion intelligente de l'énergie. Cependant, cette transition verte dépend d'investissements massifs dans les énergies renouvelables et dans des technologies de pointe pour l'efficacité énergétique. L'introduction de politiques encourageant l'adoption de pratiques industrielles bas-carbone et la construction d'infrastructures modernes et résilientes sera essentielle.

Au cours des dernières décennies, le développement des technologies d'énergies renouvelables a connu une croissance sans précédent. Selon l'Agence internationale des énergies renouvelables (IRENA), la capacité mondiale d'énergie renouvelable a augmenté de manière spectaculaire, atteignant près de 3 900 GW en 2023 contre 1 700 GW en 2014 [13]. Cette croissance est le résultat d'avancées technologiques, de la baisse des coûts de production, et de politiques publiques favorables. L'énergie solaire photovoltaïque a vu sa capacité installée exploser grâce à la réduction des coûts des panneaux solaires et à des incitations gouvernementales. D'autres ressources renouvelables, telles que l'énergie éolienne, géothermique et la biomasse moderne, sont également prometteuses et pourraient diversifier le mix énergétique africain tout en réduisant la dépendance aux combustibles fossiles importés. L'énergie éolienne est devenue l'une des sources d'énergie les plus compétitives sur le plan économique. Ces évolutions montrent que les énergies renouvelables ne sont plus seulement une option, mais une nécessité pour un avenir durable. Malgré ces avancées, l'un des principaux défis associés aux énergies renouvelables réside dans leur intermittence. La production d'énergie solaire dépend de l'ensoleillement, et l'énergie éolienne dépend de la force du vent. Cette variabilité complique l'intégration des énergies renouvelables dans les réseaux électriques traditionnels, qui nécessitent un approvisionnement continu en énergie pour répondre à la demande. Pour surmonter ce défi, le développement de technologies de stockage d'énergie est essentiel. L'intégration des technologies de stockage est essentielle pour garantir une alimentation électrique stable et fiable, surtout avec l'augmentation de la production d'énergie solaire et éolienne, qui sont intermittentes par nature. Les batteries à grande échelle, comme celles utilisées dans les véhicules électriques, peuvent stocker l'électricité produite lorsque les conditions sont favorables et la libérer lorsque la demande augmente. Les systèmes de stockage thermique et les solutions de stockage par pompage-turbinage sont également des options prometteuses pour équilibrer l'offre et la demande sur le réseau. Un autre avantage significatif des énergies renouvelables est leur capacité à décentraliser la production d'énergie. Contrairement aux centrales thermiques, qui sont souvent de grande taille et nécessitent d'importants réseaux de transport, les installations d'énergie renouvelable, comme les panneaux solaires et les éoliennes, peuvent être mises en place directement sur les sites de consommation, tels que les toits des bâtiments. Cette décentralisation présente plusieurs avantages. Elle réduit les pertes d'énergie liées au transport sur de longues distances, améliore la résilience des systèmes énergétiques et permet aux consommateurs de devenir producteurs d'énergie. Cette dynamique de production décentralisée favorise également la création d'emplois locaux et soutient le développement économique dans les communautés. Les projets d'énergies renouvelables à grande échelle, tels que le complexe solaire Noor Ouarzazate au Maroc qui est le plus grand parc solaire à concentration au monde, avec une capacité de 510 MW, et la ferme éolienne du lac Turkana au Kenya qui est la plus grande ferme éolienne d'Afrique subsaharienne, sont des exemples de réussites qui démontrent le potentiel de l'Afrique pour devenir un leader mondial dans les énergies renouvelables [6]. Le Kenya et l'Éthiopie figurent parmi les leaders mondiaux dans le domaine des systèmes solaires domestiques hors réseau, avec une part de 30 % des ventes mondiales de ces systèmes en 2021. La Somalie, bien qu'elle ne dispose pas d'un réseau électrique national, a développé un marché dynamique de solutions hors réseau [10]. Des initiatives visant à fournir un accès durable à l'énergie, comme les projets d'électrification rurale à l'aide de solutions solaires décentralisées, sont essentielles pour améliorer la qualité de vie des populations défavorisées. De telles initiatives non seulement aident à réduire les émissions de GES, mais favorisent également

l'éducation, la santé et les opportunités économiques dans les communautés isolées. Le Scénario de l'Afrique Durable (SAS) envisage une transformation complète du secteur énergétique africain, dans laquelle les énergies renouvelables, principalement l'énergie solaire et éolienne, représentent 80 % des nouvelles capacités installées d'ici 2030 [6]. Ce scénario priorise également des solutions de décentralisation telles que les mini-réseaux et les systèmes solaires autonomes pour combler les lacunes d'accès à l'électricité, particulièrement dans les zones rurales et isolées. Pour atteindre ces objectifs, les investissements dans le secteur énergétique en Afrique devront doubler d'ici 2030, passant de 90 milliards USD aujourd'hui à plus de 200 milliards USD annuels. Ce besoin en capital représente un tournant par rapport aux tendances actuelles où une grande partie des investissements énergétiques sont encore dirigés vers les énergies fossiles. L'importance des transitions énergétiques pour la Corne de l'Afrique est étroitement liée aux Objectifs de Développement Durable (ODD), en particulier l'ODD 7, qui vise à garantir un accès universel à des services énergétiques fiables, durables et modernes à un coût abordable d'ici 2030 [10].

En plus du solaire, l'Afrique dispose d'importantes ressources en hydroélectricité, particulièrement en Afrique centrale et orientale, avec des projets emblématiques tels que le barrage d'Inga en République démocratique du Congo, qui pourrait alimenter une grande partie du continent en électricité, mais seulement une fraction de ce potentiel est exploitée. Les obstacles liés aux conflits locaux, au financement et aux infrastructures de transmission retardent souvent la mise en œuvre de ces projets. Les gouvernements et les organisations internationales doivent s'assurer que les politiques énergétiques incluent des mesures pour soutenir les populations marginalisées, en garantissant un accès abordable et durable à l'énergie. Cela pourrait inclure des programmes de subvention pour les technologies d'énergie renouvelable, ainsi que des initiatives éducatives pour sensibiliser les communautés à l'efficacité énergétique.

Les inégalités dans l'accès à l'énergie exacerbent les disparités économiques et sociales. Les populations les plus pauvres sont souvent celles qui souffrent le plus des effets du changement climatique, alors qu'elles contribuent le moins aux émissions de GES. Cette injustice énergétique souligne l'importance d'une transition juste et inclusive qui prend en compte les besoins des communautés vulnérables. Les économies émergentes et en développement, à l'exclusion de la Chine, ne représentent qu'environ 15 % des investissements mondiaux en énergie propre [4]. Les investissements dans ces régions, bien qu'en augmentation, restent insuffisants pour répondre aux besoins croissants en énergie durable et pour garantir un accès universel à l'énergie. L'Afrique possède un potentiel exceptionnel en matière de ressources énergétiques renouvelables. Le continent dispose des ressources solaires les plus riches du monde, en particulier dans les régions désertiques comme le Sahara, ainsi que d'autres régions ensoleillées, comme l'Afrique de l'Est, mais l'exploitation de cette énergie reste largement sous-développée. L'Afrique fait face à plusieurs défis qui pourraient freiner son développement énergétique, notamment des financements insuffisants : Le continent représente 17% de la population mondiale mais seulement 4% des investissements mondiaux dans le secteur électrique [5]. Actuellement, l'Afrique n'a installé que 5 GW de capacité photovoltaïque, soit moins de 1% de la capacité mondiale, bien que les coûts de l'énergie solaire photovoltaïque continuent de baisser. Avec une augmentation des investissements et des politiques appropriées, l'énergie solaire pourrait devenir une source majeure d'électricité pour les populations urbaines et rurales, et jouer un rôle central dans la réduction de la pauvreté énergétique. Le Cas de l'Afrique (Africa Case), basé sur l'Agenda 2063 de l'Union Africaine, vise une expansion économique rapide et la réalisation d'objectifs clés de développement durable d'ici 2030, notamment l'accès universel à l'électricité et à la cuisson propre [5]. D'ici 2030, la part des énergies renouvelables dans la production d'électricité atteindra 27 %, contre 5 % en 2022. L'Afrique possède certaines des ressources solaires les plus compétitives au monde, avec 60 % des meilleures ressources mondiales [2]. L'un des objectifs clés du Cas de l'Afrique est d'exploiter ce potentiel en faisant du solaire la principale source d'électricité en termes de capacité installée d'ici 2040. Cette évolution devrait permettre à l'Afrique de dépasser l'hydroélectricité et le gaz naturel. En moyenne, le déploiement de l'énergie solaire photovoltaïque devrait atteindre 15 GW par an jusqu'en 2040, égalant ainsi le rythme annuel

des États-Unis sur la même période. En parallèle, l'éolien devrait également croître rapidement, notamment en Éthiopie, au Kenya, au Sénégal et en Afrique du Sud [5]. Il est impératif que la transition énergétique en Afrique soit durable, non seulement sur le plan environnemental mais aussi sur le plan social. Les gouvernements doivent adopter des politiques qui garantissent que les projets énergétiques n'ont pas d'impact négatif sur les communautés locales ni sur les écosystèmes fragiles. Les batteries sont également essentielles pour soutenir la transition énergétique, en particulier pour le stockage d'électricité renouvelable et pour les véhicules électriques. Le développement et la fabrication de batteries à grande échelle peuvent également stimuler la création d'emplois tout en facilitant l'intégration des énergies renouvelables dans les réseaux électriques [3]. Les technologies émergentes jouent un rôle central dans la transition énergétique. L'hydrogène pourrait être une solution clé pour la décarbonation de secteurs difficiles à électrifier, comme l'industrie lourde et les transports longue distance. Grâce à des projets d'électrolyseur déjà annoncés, la production d'hydrogène à faibles émissions pourrait atteindre 2 millions de tonnes (Mt) d'ici 2030, si tous ces projets se concrétisent [2]. Les investissements dans ce secteur émergent sont essentiels pour diversifier l'offre énergétique africaine et pour soutenir les industries locales. Ces projets pourraient être alimentés par les investissements énergétiques renouvelables, tout en générant des bénéfices pour les communautés locales, notamment en matière d'emplois et de développement économique [2]. Des investissements supplémentaires sont nécessaires pour permettre le développement de l'infrastructure de l'hydrogène et réduire les coûts de production [3].

1.5 Conclusion

Ce premier chapitre a mis en lumière les dynamiques énergétiques mondiales et les paradoxes spécifiques au continent africain. L'analyse a montré que, malgré un potentiel considérable en ressources renouvelables, l'Afrique fait encore face à un déficit massif d'accès à l'électricité et à des infrastructures énergétiques fragiles. Dans ce contexte, deux axes d'action apparaissent indissociables : réduire et optimiser la demande énergétique, en particulier dans les secteurs les plus énergivores comme le bâtiment, et transformer l'offre en intégrant de manière croissante les ressources renouvelables disponibles.

Ces constats ne se limitent pas à une vision globale : ils posent les bases de la réflexion méthodologique et technologique qui guidera les travaux de cette thèse. La question n'est pas seulement de produire plus d'énergie, mais d'assurer une utilisation plus rationnelle et durable des ressources, tout en améliorant le confort et la qualité de vie des usagers. C'est dans cette perspective que s'inscrit le chapitre suivant, consacré aux approches et aux outils d'optimisation énergétique, qui permettront de passer d'un diagnostic des enjeux à la formulation de solutions concrètes adaptées aux réalités africaines.

2

Réglementation et Technologies d'Optimisation Énergétique des Bâtiments

Ce chapitre est consacré à l'examen des réglementations et des technologies mises en œuvre pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments. Dans un premier temps, il présente le cadre réglementaire et normatif, en mettant en évidence les approches adoptées en Europe, en Amérique et en Afrique. Ensuite, il aborde les stratégies d'optimisation à travers deux volets complémentaires : le volet passif, centré sur l'enveloppe du bâtiment, et le volet actif, axé sur les systèmes CVC et les méthodes de modélisation énergétique. L'ensemble constitue une base théorique et méthodologique indispensable pour comprendre les outils d'optimisation développés dans les chapitres suivants.

Sommaire

2.1 Introduction 15
2.2 Efficacité énergétique : volet passif 15
2.2.1 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Europe 16
2.2.2 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Amérique 19
2.2.3 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Afrique 21
2.2.4 Optimisation de l'enveloppe du bâtiment 25
2.3 Efficacité énergétique : volet actif 27
2.3.1 Méthodes de contrôle des système CVC 28
2.3.2 Modélisation énergétique du bâtiment 37
2.4 Conclusion 53

2.1 Introduction

Après leur mise en évidence dans le chapitre précédent, les grands enjeux énergétiques mondiaux et africains ainsi que le rôle central du secteur du bâtiment dans la consommation d'énergie, ce chapitre s'intéresse aux réponses déjà apportées par les cadres réglementaires et les technologies disponibles. L'objectif est de dresser un état de l'art des approches existantes afin de situer notre propre démarche dans un contexte scientifique et technique cohérent.

Les secteurs du bâtiment et de la construction sont en effet des acteurs clés dans la lutte contre le changement climatique. Ensemble, ils représentent près de 30 % de la consommation mondiale d'énergie finale et 27 % des émissions totales de CO_2 [8]. Dans certains pays, cette proportion est encore plus marquée : au Maroc, le secteur du bâtiment absorbe jusqu'à 33 % de l'énergie totale consommée [14, 15], tandis qu'en France, il atteint 42 % de l'énergie finale et génère environ 23 % des émissions de gaz à effet de serre (GES) [16]. Ces chiffres témoignent de l'importance stratégique de ce secteur, qui constitue un levier majeur pour améliorer l'efficacité énergétique et réduire les émissions carbone.

Optimiser la performance énergétique des bâtiments requiert une approche globale, combinant à la fois des solutions passives (matériaux performants, isolation, orientation) et des solutions actives (systèmes de chauffage, ventilation et climatisation – CVC – et leurs dispositifs de contrôle). Les travaux de la littérature montrent que ces leviers peuvent contribuer à une réduction significative de la consommation énergétique [12, 17–23]. Par ailleurs, la localisation géographique influence fortement les besoins énergétiques des systèmes CVC, confirmant l'importance des considérations climatiques dans la conception des bâtiments [22]. Ces systèmes représentent parfois plus de 60 % de la consommation énergétique d'un bâtiment [24], et l'optimisation de leurs modes de contrôle peut générer jusqu'à 34 % d'économies d'énergie [25], soulignant l'importance d'intégrer des stratégies d'exploitation avancées et adaptatives.

Dans ce contexte, ce chapitre se structure autour de deux dimensions complémentaires. La première est le *volet passif*, qui regroupe l'ensemble des réglementations thermiques mises en place à travers le monde et les techniques d'optimisation de l'enveloppe du bâtiment. La seconde est le *volet actif*, qui s'intéresse aux systèmes CVC, à leurs méthodes de commande et aux modèles de simulation permettant d'optimiser leur fonctionnement. Ces deux approches, étroitement liées, constituent les fondations nécessaires pour la transition énergétique dans le secteur du bâtiment et préparent le terrain pour l'intégration des énergies renouvelables étudiée dans le chapitre suivant.

2.2 Efficacité énergétique : volet passif

L'enveloppe d'un bâtiment se compose de l'ensemble des éléments séparant l'intérieur de l'extérieur, tels que les murs, la toiture, les fenêtres, les planchers et autres dispositifs structurels. Elle joue un rôle central dans la performance énergétique globale de l'édifice. Une conception optimale permet de réduire les besoins en chauffage, en climatisation et en éclairage, tout en améliorant le confort thermique des occupants. En limitant les déperditions de chaleur en hiver et les apports excessifs en été, l'enveloppe contribue directement à la diminution de la consommation énergétique.

Conscients de cet enjeu, de nombreux pays ont mis en place des cadres réglementaires visant à encadrer la performance énergétique des bâtiments. En France, par exemple, la réglementation thermique impose des normes contraignantes en matière d'isolation et d'efficacité énergétique. À l'échelle européenne, la directive 2002/91/CE, remplacée en 2010 par la directive 2010/31/UE, a fixé un cadre harmonisé pour l'évaluation de la performance énergétique, l'établissement de

standards minimaux et la délivrance de certificats de performance. Des dispositifs comparables existent également aux États-Unis, au Canada, en Asie ou en Amérique latine, traduisant une prise de conscience mondiale de la nécessité de réduire l'empreinte environnementale du secteur de la construction.

Toutefois, ces réglementations restent marquées par des contextes économiques, climatiques et technologiques spécifiques. Leur comparaison permet non seulement de mettre en évidence la diversité des approches adoptées, mais aussi de comprendre leurs forces et leurs limites face aux défis de la transition énergétique. C'est pourquoi la sous-section suivante s'intéresse plus en détail aux principaux cadres réglementaires adoptés en Europe, avant d'élargir la réflexion à d'autres régions.

2.2.1 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Europe

2.2.1.1 Réglementation thermique en France

La France fait partie des pays pionniers en matière de réglementation thermique. Ses normes successives constituent une référence en Europe et offrent un exemple intéressant de durcissement progressif des exigences, alignées sur les engagements climatiques internationaux.

La Réglementation Thermique de 1974 (RT 1974) constitue la première réglementation thermique française visant à diminuer la consommation énergétique des bâtiments, notamment par un renforcement de l'isolation et une meilleure gestion de l'énergie. Elle introduit le coefficient G, qui évalue la capacité d'un bâtiment à retenir ou à perdre de la chaleur, afin de limiter les dépenses de chauffage et de préserver le pouvoir d'achat des ménages [26]. En 1982, un décret instaure des normes thermiques complémentaires, définissant le coefficient B, qui rend compte des besoins moyens de chauffage. Ce dernier s'appuie sur la différence de température intérieur/extérieur et tient compte à la fois des déperditions et des gains thermiques. L'objectif de cette nouvelle réglementation est de réduire de 20 % la consommation d'énergie des bâtiments par rapport à la RT 1974 [27, 28]. La RT 1988 étend ces principes en introduisant le coefficient GV, succédant au G de 1982, et le coefficient BV, remplaçant le B antérieur [29]. Ces deux indicateurs offrent une évaluation plus précise de la performance thermique, tant en ce qui concerne l'échange de chaleur que les apports solaires et internes. La RT 2000, mise en place dans la continuité de la Conférence de Rio (1992) et du Protocole de Kyoto (1997), fixe un objectif de réduction de 20 % de la consommation d'énergie dans le secteur résidentiel (limite de 130 kWh/m^2/an) et de 40 % dans le secteur tertiaire. Elle introduit la notion de " confort estival " pour encourager la prise en compte de la surchauffe dès la conception et porte également sur les performances énergétiques du chauffage, de l'eau chaude, de la ventilation et de l'éclairage [30, 31]. Dans la continuité des exigences de la réglementation thermique RT 2000, le coefficient Ubât constitue une avancée majeure dans l'évaluation de la performance énergétique des bâtiments. Tandis que les critères précédents se concentraient principalement sur les performances individuelles des parois et des systèmes de chauffage, Ubât permet désormais une approche globale en tenant compte de l'ensemble de l'enveloppe thermique du bâtiment. Il est défini comme une moyenne pondérée des coefficients de transmission thermique des différentes parois (murs, fenêtres, toitures, planchers, etc.) par unité de surface et par différence de température entre l'intérieur et l'extérieur. Ce coefficient est exprimé en W/m$^2 \cdot K$ (watts par mètre carré et par degré Kelvin). Il offre une vision d'ensemble des déperditions thermiques et permet d'évaluer l'efficacité énergétique en fonction des caractéristiques propres à chaque élément du bâtiment. Le coefficient **Ubât** permet d'évaluer la performance globale de l'enveloppe thermique du bâtiment. Un **Ubât** plus faible signifie que le bâtiment est mieux isolé, réduisant ainsi les pertes de chaleur et améliorant l'efficacité énergétique du bâtiment. Le coefficient **Ubât** doit respecter des valeurs limites définies par la RT 2000, qui varient en fonction de la nature des parois (mur, toit, sol, etc.) et de la zone climatique dans laquelle le bâtiment se trouve. La RT 2005 renforce ces exigences et insiste sur la prise en compte de la consommation d'énergie dès la phase de conception. Elle vise à réduire d'au moins 15% la consommation d'énergie par rapport à

un bâtiment construit suivant la RT 2000. Pour cela, elle instaure le coefficient **Cep** (consommation d'énergie primaire), exprimé en W/m$^2/an$, comparé à un Cep$_{max}$ de référence, voir tableau 2.1. La qualité de l'isolation du bâtiment influe directement sur ce coefficient, car une bonne isolation réduit les déperditions de chaleur et, de fait, la consommation énergétique. Le coefficient **Cep$_{max}$**, évoqué dans l'article 37 [32], est directement influencé par la qualité de l'isolation thermique du bâtiment. En effet, une bonne isolation permet de réduire les pertes de chaleur et, par conséquent, de diminuer la consommation d'énergie nécessaire pour le chauffage, ce qui se reflète dans un coefficient **Cep$_{max}$** plus bas.

TABLEAU 2.1 – *Valeurs maximales du coefficient Cep$_{max}$ selon le type de chauffage et la zone climatique [32]*

TYPE DE CHAUFFAGE	ZONE climatique	Cep$_{max}$ en kWh énergie primaire/m^2/an
Combustibles fossiles	H1	130
	H2	110
	H3	80
Chauffage électrique (y compris les pompes à chaleur)	H1	250
	H2	190
	H3	130

Avec la RT 2012, cinquième réglementation thermique, les exigences s'accentuent davantage, notamment par la fixation d'un seuil maximal de 50 W/m$^2/an$ (Cepmax). Elle introduit le Bbio (Besoin bioclimatique), qui privilégie une conception prenant en compte l'orientation, l'isolation et les apports solaires avant d'intégrer les systèmes de chauffage et de ventilation. La réglementation renforce également les exigences d'isolation thermique, avec des valeurs de transmission thermique (coefficient U) plus strictes pour les parois, les toitures et les fenêtres, afin de minimiser les déperditions thermiques. Ainsi, la résistance thermique doit être d'au moins 8 pour les combles et de 4 pour les murs et sols. La réglementation insiste également sur le traitement des **ponts thermiques**, responsables de pertes de chaleur importantes. Pour limiter ces déperditions, le coefficient de transmission thermique linéique global ne doit pas dépasser 0,28 W/(m$^2 \cdot K$). La RT 2012 exige par ailleurs une étanchéité à l'air stricte, traite les ponts thermiques et instaure un confort d'été minimal, tout en rendant obligatoire le recours à une source d'énergie renouvelable (au moins 5 kWhEP/(m$^2 \cdot an$)) [33]. Enfin, la Loi n°2015-992 relative à la transition énergétique pour la croissance verte encadre le passage de la RT 2012 à la RE 2020, qui intègre désormais la réduction des émissions de carbone, y compris celles liées à la construction. Elle fixe des objectifs précis, tels qu'une baisse de 40 % des émissions de gaz à effet de serre d'ici 2030, de 75 % d'ici 2050 et une part de 32 % d'énergies renouvelables dans la consommation finale dès 2030 par rapport à 2012. La RE 2020 promeut ainsi des bâtiments sobres en énergie, bas carbone et assurant un confort thermique adapté, notamment face aux vagues de chaleur.

L'expérience française illustre une approche progressive et centralisée, où l'État définit un cadre national strict. L'Allemagne, quant à elle, s'est imposée comme l'un des pays européens les plus exigeants en matière de performance énergétique, avec des réglementations qui fixent des standards particulièrement ambitieux.

2.2.1.2 Réglementation thermique en Allemagne

En Allemagne, deux lois principales encadrent l'efficacité énergétique et l'intégration des énergies renouvelables dans les bâtiments : la loi Energieeinsparungsgesetz (EnEG) et la loi sur la chaleur renouvelable (EEWärmeG). L'EnEG, appuyée par l'Energieeinsparverordnung (EnEV), impose depuis 2005 des normes strictes de performance énergétique, tant pour les nouvelles constructions que pour les rénovations majeures, et exige des certificats énergétiques obligatoires lors des transactions immobilières. Les sanctions peuvent s'élever jusqu'à 50 000 euros pour non-respect de ses dispositions [34]. La loi EEWärmeG de 2008 [35] a pour objectif d'augmenter

la part des énergies renouvelables dans le chauffage des bâtiments de plus de 50 m^2, en imposant qu'un certain pourcentage des besoins en chaleur (chauffage, eau chaude, climatisation) soit couvert par des sources renouvelables (solaire thermique, biomasse, géothermie, etc.). Des subventions fédérales favorisent le déploiement de ces solutions, tandis que des mesures alternatives comme l'isolation renforcée ou la cogénération sont également admises. Cette approche vise à porter la part des énergies renouvelables à 14 % de la consommation de chaleur d'ici 2020 [35]. En 2020, la Gebäudeenergiegesetz (GEG) a unifié et actualisé ces dispositions, fusionnant l'EnEG, l'EnEV et l'EEWärmeG au sein d'une législation unique. Elle impose notamment que les nouveaux bâtiments soient conçus comme des " bâtiments à énergie quasi nulle " et accorde davantage de souplesse quant aux technologies utilisées pour atteindre cet objectif. Le GEG couvre, entre autres, la méthode de calcul de la consommation énergétique primaire, le traitement des ponts thermiques et l'inspection des systèmes de chauffage et de climatisation. Il encourage également l'innovation et les rénovations énergétiques, tout en maintenant l'accent sur l'intégration des énergies renouvelables et le confort thermique global.

2.2.1.3 Réglementation thermique en Espagne

Alors que la France et l'Allemagne privilégient une réglementation centralisée et progressive, l'Espagne s'est orientée vers un cadre dont les exigences sont fortement différenciées selon les particularités climatiques régionales.

Le **Código Técnico de Edificación (CTE)** en Espagne, à travers son **Documento Básico HE (Ahorro de Energía)**, propose un cadre ambitieux pour renforcer l'efficacité énergétique et l'intégration des énergies renouvelables dans les bâtiments. Révisé en 2013, ce document fixe des exigences rigoureuses visant à réduire la consommation d'énergie primaire non renouvelable, notamment par des plafonds de l'ordre de 32 $kWh/m^2/an$ pour certains bâtiments résidentiels. Cette approche contribue à la réduction des émissions de CO_2 et s'inscrit dans la transition vers une économie plus sobre en carbone. Le DB-HE met l'accent sur la conception performante de l'enveloppe du bâtiment (isolation, limitation des ponts thermiques, contrôle solaire) pour limiter les déperditions de chaleur en hiver et les surchauffes estivales, réduisant ainsi la demande de chauffage et de climatisation de 30 à 40 %. Les systèmes thermiques (chauffage, ventilation, climatisation) et l'éclairage doivent répondre à des critères de haute performance ; l'adoption de pompes à chaleur et de technologies à haute efficacité peut entraîner des économies d'énergie allant jusqu'à 50 %. Par ailleurs, l'utilisation d'ampoules LED et de dispositifs exploitant la lumière naturelle diminue la consommation d'éclairage de 20 à 30 %. Le CTE impose également l'intégration d'énergies renouvelables : les panneaux solaires thermiques doivent couvrir jusqu'à 70 % des besoins en eau chaude sanitaire, tandis que, pour les bâtiments de grande taille, l'installation de panneaux photovoltaïques contribue à l'autoconsommation et à la baisse des émissions liées à la production d'électricité. L'incitation à adopter des techniques passives (ex. ventilation naturelle, géothermie) complète ce dispositif, diminuant la dépendance aux systèmes de climatisation. Grâce à ces orientations, le Documento Básico HE soutient une transition énergétique durable et la maîtrise des coûts à long terme [36].

2.2.1.4 Réglementation thermique au Royaume-Uni

Au Royaume-Uni, l'efficacité énergétique des bâtiments est régie par les Building Regulations, dont la Part L vise spécifiquement la maîtrise des consommations et la réduction des émissions de CO_2. Depuis 1995, plusieurs révisions ont progressivement renforcé les exigences en matière d'isolation, de systèmes thermiques et d'intégration des énergies renouvelables, dans le but d'aligner les performances des bâtiments sur les engagements climatiques nationaux et européens. La version de 1995 marque le point de départ réglementaire, introduisant des valeurs minimales de transmission thermique (U-values) pour les éléments de construction (murs, toits, sols). L'objectif était alors de limiter les pertes de chaleur dans le secteur résidentiel, sans toutefois imposer de mesures

contraignantes concernant les énergies renouvelables ou les systèmes avancés de ventilation [37]. En 2002, le Royaume-Uni franchit un palier en instaurant l'utilisation du Standard Assessment Procedure (SAP) pour évaluer la performance énergétique [38]. La révision de 2006 vise une diminution de 20 % des émissions de CO_2 par rapport à 2002. Les exigences en matière de U-values se durcissent (murs, toitures, sols), et la réglementation oblige désormais l'installation de chaudières à condensation et de dispositifs de régulation performants [39, 40]. La mise à jour de 2010 impose une réduction de 25 % des émissions de CO_2 par rapport aux normes de 2006, grâce à un renforcement des obligations d'isolation (par exemple, U-value murs $\leq 0,3 W/m^2 \cdot K$) et à l'obligation de recourir à des systèmes de chauffage et d'éclairage plus performants. Cette version introduit également la possibilité d'exiger l'installation de capteurs solaires thermiques ou de panneaux photovoltaïques dans certains projets de grande envergure [41, 42]. La version de 2015 élargit cette logique au parc existant, en mettant l'accent sur la rénovation énergétique, avec des normes plus strictes pour l'isolation et la réduction des pertes thermiques dans les bâtiments existants. Des mesures incitatives encouragent l'adoption de systèmes solaires thermiques et photovoltaïques, ainsi que le déploiement d'équipements plus performants (par exemple, le passage généralisé à l'éclairage basse consommation) [43]. Le nouvel amendement de 2023 constitue une étape décisive pour l'atteinte de l'objectif national de Net Zero à l'horizon 2050. Les exigences visant les Nearly Zero-Energy Buildings (NZEB) imposent désormais des U-values nettement resserrées (ex. : 0,18 $W/m^2 \cdot K$ pour les murs). Les systèmes de récupération de chaleur sur eaux usées sont obligatoires, tandis que l'installation de panneaux photovoltaïques devient la norme dans les nouveaux projets. De surcroît, le Future Homes Standard, prévu pour 2025, exige une réduction des émissions allant jusqu'à 75-80 % par rapport aux niveaux actuels, consolidant ainsi l'utilisation de technologies à haut rendement, telles que les pompes à chaleur, et garantissant que la construction neuve atteigne des niveaux quasi nuls d'émissions de CO_2 [44].

En résumé, les réglementations européennes présentent une double dynamique : d'une part, une montée progressive et uniforme des exigences dans certains pays comme la France, l'Allemagne et le Royaume-Uni ; d'autre part, une adaptation plus contextuelle comme en Espagne, où les spécificités climatiques jouent un rôle central. Cette diversité témoigne d'un objectif commun : améliorer l'efficacité énergétique du parc bâti tout en réduisant son empreinte carbone. Toutefois, les approches diffèrent selon les priorités nationales et les cadres institutionnels. Dans la suite, l'analyse s'élargira au continent américain, où les États-Unis et le Canada ont développé des réglementations et des normes marquées par une forte diversité régionale et une implication déterminante des organismes de normalisation technique.

2.2.2 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Amérique

Après avoir examiné les cadres réglementaires européens, il est pertinent de s'intéresser au continent américain, où l'approche en matière d'efficacité énergétique des bâtiments diffère sensiblement. Contrairement à l'Europe, qui dispose d'une forte harmonisation via des directives communes, les États-Unis et le Canada se caractérisent par une régulation plus fragmentée, largement influencée par les spécificités climatiques et la répartition des compétences entre autorités fédérales et régionales. Ces contextes offrent des exemples contrastés de politiques énergétiques, mais convergent autour d'un objectif commun : réduire les consommations et atteindre les cibles climatiques nationales.

2.2.2.1 Réglementation thermique aux Etats-unis

Aux États-Unis, cette diversité est particulièrement marquée : l'absence d'un code national unique conduit chaque État à adapter son propre cadre, tout en s'appuyant sur des normes de référence largement reconnues, principalement le International Energy Conservation Code (IECC) et les standards de l'ASHRAE (American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers). L'IECC, élaboré par l'International Code Council (ICC) en 2000, est mis à jour tous les

trois ans pour intégrer les dernières avancées technologiques et répondre aux enjeux climatiques. Chaque État adopte une version adaptée à son climat et à ses priorités, ce qui explique l'absence de code national unique. Depuis 2009, les révisions triennales de l'IECC imposent des normes de plus en plus strictes pour l'isolation, l'éclairage et l'étanchéité des bâtiments, afin de réduire les consommations énergétiques et les émissions de gaz à effet de serre. L'édition 2021, par exemple, vise une réduction de 10 % de la consommation par rapport aux versions antérieures et intègre des critères renforcés pour l'isolation et le contrôle de l'éclairage extérieur [45]. Des États comme la Californie vont plus loin en adoptant des réglementations plus exigeantes, incarnées par le Title 24 du California Energy Code, qui impose l'objectif de bâtiments à zéro énergie d'ici 2030. Les mises à jour de 2022 ciblent quatre axes : l'adoption généralisée des pompes à chaleur, la préparation à l'électrification (appareils de cuisson et véhicules électriques), l'extension des systèmes solaires et de stockage d'énergie, et le renforcement des normes de ventilation pour améliorer la qualité de l'air intérieur. L'État met également l'accent sur la réduction des coûts de fonctionnement et la diminution de la consommation d'eau, tout en valorisant les biens immobiliers plus performants sur le plan énergétique. Depuis l'introduction des premières normes en 1978, la Californie a ainsi permis aux usagers d'économiser plus de 100 milliards de dollars [46]. Enfin, le Leadership in Energy and Environmental Design (LEED), créé par l'U.S. Green Building Council, constitue une certification écologique très répandue aux États-Unis. Elle évalue l'impact environnemental des bâtiments selon plusieurs critères, dont l'efficacité énergétique, la gestion de l'eau et la qualité de l'air intérieur. Les projets accumulent des points pour obtenir l'un des niveaux (Certifié, Argent, Or, Platine), ce qui encourage l'adoption de matériaux durables et de systèmes à haute performance. L'ensemble de ces dispositifs réglementaires et volontaires contribue à la réduction de la consommation énergétique nationale, tout en soutenant les objectifs de décarbonation et d'innovation technologique. Si les États-Unis reposent sur un système décentralisé où chaque État fixe ses priorités, le Canada présente une approche plus homogène grâce à ses codes nationaux, tout en tenant compte de l'extrême diversité climatique de son territoire.

2.2.2.2 Réglementation thermique au Canada

Les lois régissant la construction et l'efficacité énergétique des bâtiments au Québec, notamment le Code de construction du Québec et le Code national du bâtiment du Canada (CNBC) 2010, jouent un rôle déterminant dans la réduction de l'empreinte carbone et l'amélioration de la performance énergétique. Elles visent deux objectifs majeurs : garantir la sécurité des occupants et optimiser la consommation d'énergie, au sein d'un secteur qui représente près de 40 % de la consommation énergétique nationale. Dans une perspective d'atténuation des changements climatiques, le Québec s'est engagé à réduire ses émissions de gaz à effet de serre (GES) de 37,5 % d'ici 2030 par rapport aux niveaux de 1990, faisant du bâtiment un levier majeur. Le Code de construction définit des normes pour l'isolation, la gestion des ponts thermiques, la performance des fenêtres (coefficient de transmission thermique $U \leq 1,6 \mathrm{W/m^2 \cdot K}$ en zones très froides) et l'installation de systèmes de ventilation récupérateurs de chaleur atteignant jusqu'à 85 % d'efficacité. Il impose également l'utilisation d'isolants thermiques conformes aux normes CAN/ULC-S701 et CAN/ULC-S705.1 et encourage les rénovations énergétiques via des simulations de conformité permettant de cibler les améliorations prioritaires [47]. Le CNBC 2015 renforce les critères d'efficacité énergétique, imposant des réductions pouvant atteindre 25 % de la consommation par rapport à l'édition 2010. Les exigences relatives à l'isolation, aux coefficients de performance (COP) des systèmes CVC et à la récupération de chaleur sont durcies (avec une efficacité de récupération de chaleur sensible d'au moins 65 % à 0 °C), de façon à diminuer de manière significative les besoins en chauffage [48]. Le CNBC 2020 introduit pour sa part une nouvelle section dédiée aux bâtiments agricoles et renforce l'ensemble des dispositions en matière de sécurité, de charges structurelles et d'efficacité énergétique, en particulier pour les régions climatiques les plus froides [49]. Sur le plan fédéral, le Cadre pancanadien sur la croissance propre et les changements climatiques adopté en 2016 a

poursuivi son déploiement en 2020, notamment par l'extension de la tarification du carbone et le soutien à la transition vers des énergies propres. Le Plan de réduction des émissions du Canada pour 2030 vise à diminuer de 40 % les émissions de GES d'ici 2030, et jusqu'à 80 % d'ici 2050 par rapport aux niveaux de 2007. Il met l'accent sur l'électrification, la réduction des émissions dans le secteur pétrolier et gazier, et la restauration des puits de carbone (par exemple, la plantation de 2 milliards d'arbres), tout en maintenant le principe d'une tarification du carbone comme instrument clé de la politique climatique [50].

En définitive, l'Amérique du Nord illustre deux modèles complémentaires : un cadre états-unien marqué par l'innovation et la diversité des réglementations locales, et un modèle canadien misant sur l'uniformisation nationale et l'adaptation aux conditions climatiques rigoureuses. Tous deux témoignent d'une prise de conscience croissante de l'impact du bâtiment dans la lutte contre le changement climatique, en intégrant progressivement les énergies renouvelables, les technologies avancées de contrôle et la tarification carbone. Après l'Europe et l'Amérique du Nord, où la réglementation thermique des bâtiments s'inscrit dans des dispositifs relativement consolidés, l'Afrique présente un tout autre contexte. Le continent doit composer à la fois avec une urbanisation rapide, une forte part d'habitat informel et des ressources financières limitées. Les réglementations y demeurent souvent fragmentaires ou inégalement appliquées, mais plusieurs pays se distinguent par des efforts notables pour moderniser leurs codes et intégrer progressivement les principes d'efficacité énergétique et de durabilité.

2.2.3 Cadre réglementaire et les normes mises en place en Afrique

En Afrique subsaharienne, les réglementations de la construction demeurent souvent héritées de l'époque coloniale et insuffisamment adaptées aux risques naturels locaux. Les efforts de modernisation visent principalement à renforcer la sécurité face aux catastrophes naturelles récurrentes (vents violents, tremblements de terre, inondations). Ainsi, l'Afrique du Sud et l'Ouganda ont actualisé leurs dispositions relatives à la résistance sismique, tandis que seuls quelques pays, comme le Ghana et le Rwanda, intègrent des normes de construction écologique (ventilation naturelle, matériaux locaux). Selon la Banque mondiale, si près de 20 pays d'Afrique subsaharienne mettent leurs normes de construction en ligne, l'application reste inégale : environ 40 % des nouvelles constructions se font sans permis, notamment dans le secteur résidentiel. Cette informalité aggrave la vulnérabilité des bâtiments, souvent réalisés par des constructeurs dépourvus de formation professionnelle. Le surcoût lié au respect des normes (10 à 20 %) constitue une barrière économique significative pour les ménages à faible revenu [51].

L'Afrique du Sud apparaît comme le pays pionnier du continent en matière de réglementation énergétique du bâtiment. Fort de son avance économique et de sa capacité institutionnelle, il a mis en place dès les années 2000 une stratégie nationale ambitieuse, qui combine des normes obligatoires et des initiatives volontaires de certification.

2.2.3.1 Réglementation thermique en Afrique du sud

Le gouvernement sud-africain a initié la National Energy Efficiency Strategy en 2005, qui visait une réduction de 12% de la consommation énergétique d'ici 2015. Bien que les objectifs aient été partiellement atteints en termes d'intensité énergétique, la consommation absolue du secteur résidentiel a continué de croître. En réponse, le gouvernement a adopté le Post-2015 National Energy Efficiency Strategy, qui fixe des objectifs plus ambitieux pour 2030 : une réduction de 33% de l'intensité énergétique dans le résidentiel et 37% dans le commercial. De nouvelles normes de construction, SANS 204 et SANS 10400 - Part XA, ont été instaurées en 2011 pour fixer des exigences en matière d'isolation thermique, mais elles s'appliquent uniquement aux bâtiments neufs, laissant le parc immobilier existant hors de leur portée. Parallèlement, le Green Building Council South Africa (GBCSA) encourage la construction durable à travers diverses certifications, avec plus de 600 bâtiments ayant obtenu des labels comme Green Star et Net Zero depuis 2009. En 2022, le

Ministère des Travaux Publics et des Infrastructures a annoncé le lancement de l'Integrated Resource Efficiency and Renewable Programme (iREREP), qui vise à améliorer l'efficacité énergétique et la gestion des déchets dans le parc immobilier public, le plus grand du pays, pour adopter une approche plus durable dans sa consommation en eau et en énergie. Enfin, des entreprises françaises comme Saint-Gobain, Schneider Electric et EDF jouent un rôle dans le déploiement de solutions innovantes d'isolation passive et de gestion énergétique en Afrique du Sud, soutenant les efforts de transition énergétique du pays [52].

Si l'Afrique du Sud a déjà franchi une étape décisive en imposant des standards de performance, d'autres pays comme le Sénégal sont encore dans une phase de conception réglementaire.

2.2.3.2 Réglementation thermique au Sénégal

Au Sénégal, la réglementation thermique est en cours d'élaboration sous l'impulsion des directives de la CEDEAO (2014) et de l'UEMOA (2019), qui définissent des exigences minimales de performance énergétique pour les bâtiments neufs ou rénovés, tout en intégrant l'utilisation d'énergies renouvelables. Ces textes proposent de diviser le pays en trois zones climatiques afin d'adapter les prescriptions à chaque contexte. Deux approches réglementaires sont envisagées : prescriptive, imposant des standards techniques précis (isolation, protection solaire) pour limiter la climatisation, et performancielle, définissant des seuils de consommation maximale d'énergie ($kWh/m^2/an$). Les bâtiments publics et tertiaires seront soumis à des mesures plus strictes, tandis que le secteur résidentiel bénéficiera d'incitations à l'efficacité énergétique. La conception bioclimatique constitue la priorité pour l'enveloppe, privilégiant la protection solaire, la ventilation naturelle et l'inertie thermique. L'emploi de matériaux résistants aux variations thermiques est particulièrement recommandé pour les murs et toitures exposés. Les équipements énergétiques, notamment de climatisation et ventilation dans les grands bâtiments tertiaires, doivent respecter des critères de haute efficacité. Les directives encouragent également l'installation de capteurs solaires thermiques (couverture de 10 à 60 % des besoins) et de panneaux photovoltaïques, notamment dans le secteur public. L'application de cette réglementation s'appuiera sur des contrôles harmonisés (vérification lors du permis de construire, audits énergétiques), afin de réduire la dépendance énergétique du Sénégal, d'atténuer l'empreinte carbone et de soutenir une urbanisation plus durable [53].

2.2.3.3 Réglementation thermique au Maroc

Contrairement au Sénégal, qui est en phase d'élaboration, le Maroc s'est doté depuis plusieurs années d'un cadre réglementaire détaillé et opérationnel : le Règlement Thermique de Construction au Maroc (RTCM). Ce dispositif, à la fois prescriptif et performanciel, illustre une volonté politique forte de placer l'efficacité énergétique au cœur de la transition énergétique nationale. Il s'appuie sur deux approches :

- Une approche **performancielle**, qui fixe des seuils annuels de consommation énergétique (kWh/m^2/an) pour le chauffage et la climatisation, sans contraindre le choix des matériaux ni des techniques. Cette méthode est flexible et s'adapte aux spécificités de chaque bâtiment, car elle se base sur des simulations thermiques qui estiment les besoins énergétiques en fonction des conditions d'utilisation standards et des caractéristiques climatiques de la région. Pour vérifier le respect des seuils, les professionnels utilisent des logiciels de simulation capables de modéliser la consommation énergétique d'un bâtiment de référence, en tenant compte de paramètres tels que l'orientation, l'isolation, et les gains solaires. Les valeurs de consommation énergétique maximale pour les bâtiments résidentiels peuvent être consultées dans le tableau 2.2, tandis que celles pour le secteur tertiaire sont présentées dans le tableau 2.3. Les seuils de consommation varient selon la localisation géographique (par exemple 40 kWh/m^2/an à Agadir contre 64 kWh/m^2/an à Ifrane pour le résidentiel). Les exigences prescrites portent également sur l'isolation des planchers, la réduction des gains solaires et

l'étanchéité de l'enveloppe. Dans le secteur tertiaire, les valeurs admissibles diffèrent selon la destination (écoles, administrations, hôpitaux, hôtels), allant de 44 kWh/m^2/an pour les écoles à 72 kWh/m^2/an pour les hôpitaux pour Agadir [54].

- Une approche **prescriptive**, définissant des coefficients de transmission thermique (U-values) et des facteurs solaires (FS) selon les éléments de l'enveloppe (murs, toitures, vitrages), modulés en fonction de six zones climatiques (Z1 à Z6) illustrées à la figure 2.1. La valeur du coefficient est adapté en fonction du type de paroi et de la proportion de vitrage. Le coefficient de transmission thermique, mesure le flux de chaleur traversant les murs, les toits et les fenêtres, avec des valeurs maximales fixées entre 0,49 et 5,8 W/m^2.K selon la zone climatique et le type de surface, par exemple, les coefficients de transmission thermique des toitures varient entre 0,49 et 0,75 W/m^2.K. Les coefficients de transmission thermique pour les différentes composantes du bâtiment sont répertoriés dans tableau 2.4 et tableau 2.5. Le tableau 2.4 est consacré aux bâtiments résidentiels, tandis que le tableau 2.5 présente les coefficients pour les bâtiments à usage de bureaux [55].

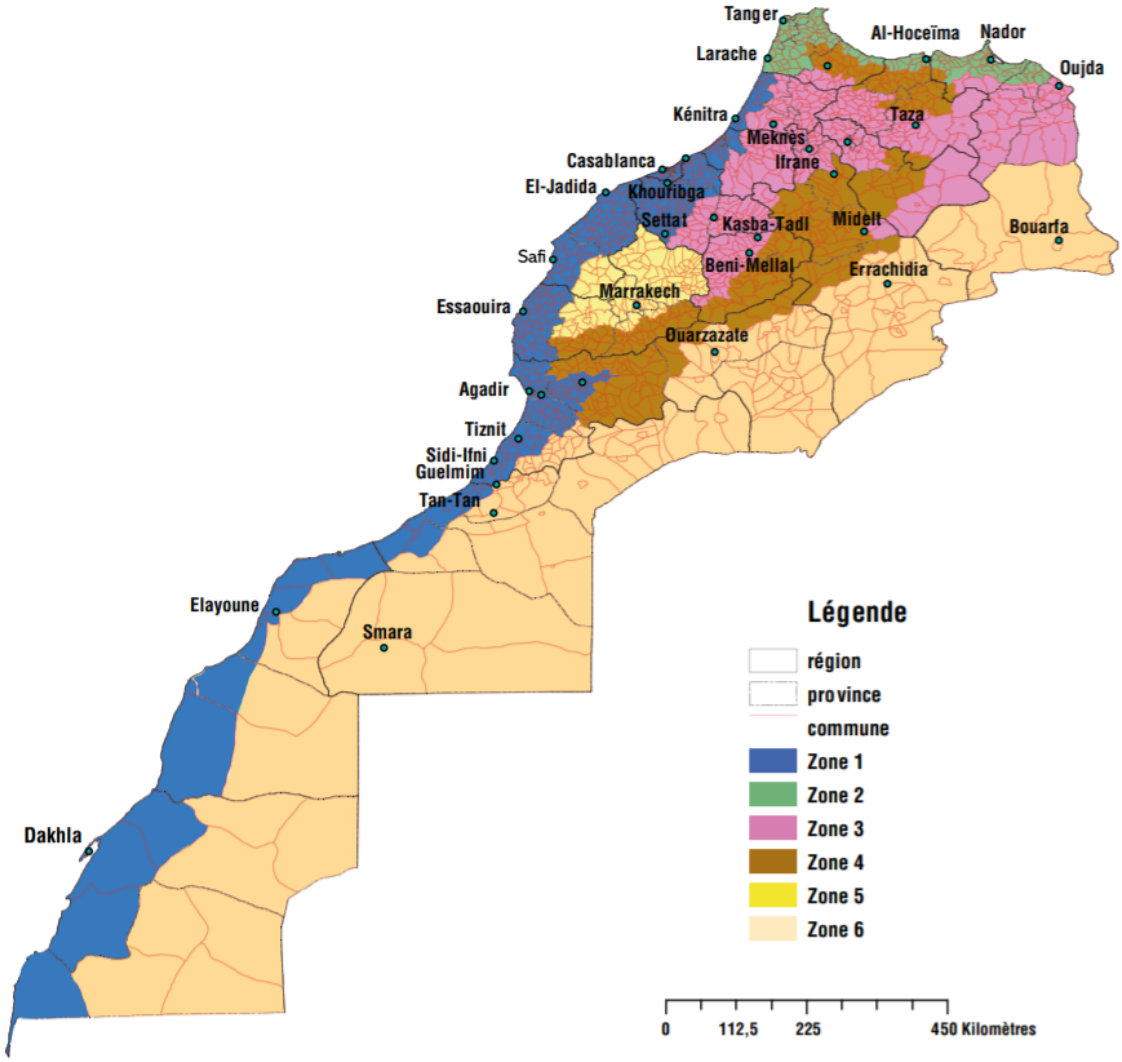


FIGURE 2.1 – *La répartition du Maroc en six zones climatiques ([54], [55]).*

L'application du RTCM induit d'importantes économies en énergie primaire, évaluées en moyenne à 3 kgep (kilogrammes d'équivalent pétrole) par mètre carré par an, et peut atteindre jusqu'à 7 kgep/m^2/an dans les zones plus froides. Sur 20 ans, ce dispositif engendre une économie estimée à 1,2 million de tonnes d'équivalent pétrole (Mtep). Malgré un surcoût initial équivalent à

TABLEAU 2.2 – *Spécifications techniques minimales des performances thermiques des bâtiments par zone climatique ([54], [55]).*

Zone Climatique	Ville Représentative	BECTh (kWh/m^2/an)
Zone 1	Agadir	40
Zone 2	Tanger	46
Zone 3	Fès	48
Zone 4	Ifrane	64
Zone 5	Marrakech	61
Zone 6	Errachidia	65

TABLEAU 2.3 – *Besoins spécifiques thermiques annuels maximaux de chauffage et de climatisation dans le secteur tertiaire en kWh/m^2/an ([54], [55])*

Zone Climatique	Écoles	Administrations	Hôpitaux	Hôtels
Agadir Z1	44	45	72	48
Tanger Z2	50	49	73	52
Fès Z3	61	49	68	66
Ifrane Z4	35	35	47	34
Marrakech Z5	65	56	92	88
Errachidia Z6	67	58	93	88

environ 3,2 % du coût total de construction (environ 112 dirhams/m^2), ce dernier est généralement rentabilisé en moins de 7 ans. Le RTCM apporte des impacts socio-économiques et énergétiques significatifs, avec des données quantitatives illustrant son efficacité. En termes d'économie d'énergie, le RTCM permet une réduction annuelle moyenne de 22 kWh/m^2 pour les consommateurs, générant une économie de 18 dirhams/m^2 par an sur la facture énergétique. Par ailleurs, l'adoption de ces normes à l'échelle nationale réduira de 370 MW la demande en électricité sur 10 ans, et pourrait atteindre 1 300 MW d'ici 20 ans, limitant ainsi les investissements dans les infrastructures électriques. Les émissions de CO_2 baisseraient d'environ 20 millions de tonnes sur la même période, contribuant aux engagements climatiques du Maroc [54, 56].

En somme, l'Afrique illustre une mosaïque de situations : entre des pays déjà engagés dans des stratégies nationales structurées (Afrique du Sud, Maroc), ceux en phase de consolidation réglementaire (Sénégal) et ceux encore largement dépendants de pratiques informelles. Malgré les écarts, une tendance commune émerge : l'importance accordée à l'adaptation climatique locale et la reconnaissance croissante du rôle de l'efficacité énergétique dans le développement durable. Cette diversité des approches souligne que, même dans un contexte de ressources limitées, l'optimisation de l'enveloppe thermique du bâtiment demeure un levier universel pour améliorer le confort des occupants, réduire la consommation d'énergie et limiter les émissions de gaz à effet de serre.

En conclusion de cette première partie de ce chapitre, les différentes réglementations thermiques partagent un objectif commun : elles visent toutes à optimiser l'enveloppe énergétique du bâtiment en renforçant sa résistance thermique et en réduisant son coefficient de transfert thermique. Ces réglementations prescrivent des niveaux d'isolation adaptés pour minimiser les pertes énergétiques, améliorant ainsi les performances globales du bâtiment. En effet, en favorisant des matériaux isolants de haute performance, elles contribuent à une réduction significative des besoins en chauffage et en climatisation, permettant de limiter la consommation énergétique tout en augmentant le confort thermique des occupants.

TABLEAU 2.4 – *Coefficient de transmission thermique U et résistance thermique R en résidentiel selon les zones climatiques ([54], [55])*

Zone Climatique	Taux des Baies Vitrées (TGBV)	U des Toitures Exposées ($W/m^2.K$)	U des Murs Extérieurs ($W/m^2.K$)	U des Vitrages ($W/m^2.K$)	R minimale des Planchers sur Sol ($m^2.K/W$)	Facteur Solaire FS des Vitrages
Z1 (Réf. Agadir)	$\leq 15\%$	≤ 0.75	≤ 1.20	≤ 5.80	NE	NE
	16-25%	≤ 0.75	≤ 1.20	≤ 5.80	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.75	≤ 1.20	≤ 3.30	NE	Nord : $\leq NE$, Autres : ≤ 0.5
	36-45%	≤ 0.65	≤ 1.20	≤ 3.30	NE	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.3
Z2 (Réf. Tanger)	$\leq 15\%$	≤ 0.75	≤ 0.80	≤ 5.80	NE	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.65	≤ 0.70	≤ 3.30	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.5
	36-45%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	NE	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.3
Z3 (Réf. Fès)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	≥ 0.75	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	≥ 0.75	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.65	≤ 0.70	≤ 2.60	≥ 0.75	Nord : NE, Autres : ≤ 0.5
	36-45%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 1.90	≥ 0.75	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.3
Z4 (Réf. Ifrane)	$\leq 15\%$	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 3.30	≥ 1.25	NE
	16-25%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 3.30	≥ 1.25	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	≥ 1.25	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.6
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.55	≤ 1.90	≥ 1.25	Nord : ≤ 0.6, Autres : ≤ 0.5
Z5 (Réf. Marrakech)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	≥ 1.00	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.70	≤ 3.30	≥ 1.00	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.6, Autres : ≤ 0.4
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.55	≤ 1.90	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.5, Autres : ≤ 0.3
Z6 (Réf. Errachidia)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.8	≤ 3.30	≥ 1.00	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.70	≤ 3.30	≥ 1.00	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.6, Autres : ≤ 0.4
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.55	≤ 1.90	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.5, Autres : ≤ 0.3

2.2.4 Optimisation de l'enveloppe du bâtiment

Après avoir présenté les cadres réglementaires, il est important de s'intéresser concrètement aux leviers permettant d'améliorer la performance énergétique des bâtiments. Parmi ceux-ci, le volet passif constitue une première étape incontournable, puisqu'il conditionne directement les besoins énergétiques de chauffage et de climatisation avant même l'intervention des systèmes actifs. Plusieurs travaux de recherche [23, 57] ont démontré l'impact décisif de stratégies telles que l'isolation thermique, l'orientation et la masse thermique pour limiter les besoins de chauffage

TABLEAU 2.5 – *Coefficient de transmission thermique U et résistance thermique R des bâtiments à usage de bureaux selon les zones climatiques ([54], [55])*

Zone Climatique	**Taux des Baies Vitrées (TGBV)**	**U des Toitures Exposées ($W/m^2.K$)**	**U des Murs Extérieurs ($W/m^2.K$)**	**U des Vitrages ($W/m^2.K$)**	**R minimale des Planchers sur Sol ($m^2.K/W$)**	**Facteur Solaire FS des Vitrages**
Z1 (Réf. Agadir)	$\leq 15\%$	≤ 0.75	≤ 1.20	≤ 5.80	NE	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 1.20	≤ 5.80	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.65	≤ 1.20	≤ 3.30	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.5
	36-45%	≤ 0.55	≤ 1.20	≤ 3.30	NE	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.3
Z2 (Réf. Tanger)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 5.80	NE	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.65	≤ 0.60	≤ 3.30	NE	Nord : NE, Autres : ≤ 0.5
	36-45%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	NE	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.3
Z3 (Réf. Fès)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	≥ 0.75	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	≥ 0.75	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.55	≤ 0.70	≤ 2.60	≥ 0.75	Nord : NE, Autres : ≤ 0.5
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.60	≤ 1.90	≥ 0.75	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.5
Z4 (Réf. Ifrane)	$\leq 15\%$	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 3.30	≥ 1.25	NE
	16-25%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 3.30	≥ 1.25	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.49	≤ 0.60	≤ 2.60	≥ 1.25	Nord : ≤ 0.7, Autres : ≤ 0.6
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.55	≤ 1.90	≥ 1.25	Nord : ≤ 0.6, Autres : ≤ 0.5
Z5 (Réf. Marrakech)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.80	≤ 3.30	≥ 1.00	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.70	≤ 3.30	≥ 1.00	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.6, Autres : ≤ 0.4
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.55	≤ 1.90	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.5, Autres : ≤ 0.3
Z6 (Réf. Errachidia)	$\leq 15\%$	≤ 0.65	≤ 0.8	≤ 3.30	≥ 1.00	NE
	16-25%	≤ 0.65	≤ 0.70	≤ 3.30	≥ 1.00	Nord : NE, Autres : ≤ 0.7
	26-35%	≤ 0.55	≤ 0.60	≤ 2.60	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.6, Autres : ≤ 0.4
	36-45%	≤ 0.49	≤ 0.55	≤ 1.90	≥ 1.00	Nord : ≤ 0.5, Autres : ≤ 0.3

et de climatisation. Notre travail se concentre exclusivement sur le Maroc, ce qui justifie que les études et résultats cités ci-après concernent uniquement des cas locaux. L'isolation thermique, au cœur des stratégies passives, optimise l'autonomie énergétique en réduisant la dépendance aux systèmes actifs. Dans les régions froides comme Ifrane, elle diminue les pertes de chaleur, tandis que dans des villes plus chaudes (par exemple Marrakech), elle limite les gains thermiques estivaux [58]. Toutefois, une ventilation adéquate reste cruciale pour éviter la surchauffe en climat chaud. Les matériaux isolants doivent être adaptés aux conditions climatiques locales : la laine

minérale ou la mousse à cellules fermées sont préconisées en climat froid, alors que les barrières radiantes ou la mousse à cellules ouvertes s'avèrent plus appropriées pour les régions chaudes. En outre, des isolants naturels (laine de mouton, chanvre, liège) se développent, alliant performance et faible impact environnemental. Une étude menée à Ifrane, sur un bâtiment R+1, a montré qu'une meilleure isolation pouvait améliorer l'efficacité énergétique de 41,28 % [23]. Par ailleurs, des travaux menés à Marrakech indiquent une réduction des charges de 76 % pour le refroidissement et 62 % pour le chauffage, tandis qu'à Oujda, les baisses atteignent 9,5 % pour le refroidissement et 45,6 % pour le chauffage [57]. L'utilisation du logiciel TRNSYS a permis d'évaluer l'impact de différents paramètres passifs, parmi lesquels l'isolation (notamment pour les climats froids), l'orientation (en privilégiant un ensoleillement optimisé en hiver et une protection accrue en été) et la masse thermique (ex. briques en terre cuite), favorisant une stabilité des températures intérieures. Ces mesures permettent de réduire significativement la dépendance aux systèmes mécaniques et d'optimiser le confort thermique. En parallèle, le design bioclimatique accroît la durabilité environnementale : l'ajustement de l'orientation par rapport au soleil et la protection solaire adéquate (casquettes, brise-soleil) constituent autant de leviers pour gérer les apports de chaleur et améliorer la ventilation naturelle. L'intégration de ces stratégies au sein des normes de construction marocaines apparaît cruciale pour généraliser ces pratiques, en tenant compte des spécificités climatiques de chaque région [23]. Dans ce contexte, une récente étude combine les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) avec des algorithmes méta-heuristiques tels que NSGA-II, MOPSO et MOGA afin d'améliorer l'efficacité énergétique et le confort intérieur des habitations au Maroc. En utilisant un jeu de données généré par TRNSYS, il a été démontré que l'approche MOPSO permet de réduire de 74,52 % les besoins en chauffage et en climatisation, tout en améliorant le confort de 4,32 % [59]. Cette approche novatrice vient compléter les stratégies passives déjà en place, soulignant l'importance d'une optimisation minutieuse des décisions de conception, allant de la sélection des matériaux à l'orientation, et justifiant ainsi leur incorporation plus poussée dans le Code Thermique des Bâtiments au Maroc.

Dans l'ensemble, ces différentes études démontrent l'importance d'optimiser le volet passif pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments et rehausser leur confort intérieur. Elles rejoignent par ailleurs les orientations internationales, qui insistent sur la réduction du coefficient de transfert thermique en ajustant finement la conception et les matériaux. Dans la continuité des travaux de [59], la mise en œuvre d'outils de simulation et de méthodes méta-heuristiques, associés à des Réseaux de Neurones Artificiels, offre une approche puissante pour identifier les paramètres de construction les plus performants (isolation, épaisseurs, matériaux, etc.). Pour la suite de notre étude, nous nous inspirerons directement des recommandations de [59, 60] afin de retenir les variables optimisées (isolation, orientation, propriétés des matériaux) applicables à un bâtiment marocain typique. Cette démarche vise à exploiter de manière systématique les résultats de l'optimisation du volet passif dans le contexte climatique national. Cependant, même une enveloppe optimisée ne suffit pas à elle seule à répondre aux besoins énergétiques croissants ni à garantir un confort stable dans des conditions climatiques variables. Pour aller plus loin, il est donc nécessaire de compléter ce premier levier par le volet actif, en particulier le pilotage et l'optimisation des systèmes CVC, qui représentent la part la plus importante de la consommation énergétique des bâtiments. C'est précisément cette articulation entre efficacité passive et contrôle actif que nous développerons dans la section suivante.

2.3 Efficacité énergétique : volet actif

L'optimisation du volet passif contribue directement à réduire les besoins en chauffage et en climatisation, entraînant mécaniquement une diminution de la consommation des systèmes CVC.

Toutefois, ces derniers demeurent parmi les principaux postes énergivores dans le bâtiment. Leur efficacité dépend non seulement de la qualité de l'enveloppe, mais aussi de la manière dont ils sont conçus, dimensionnés et pilotés. Ainsi, l'amélioration de la performance énergétique globale passe nécessairement par une optimisation des systèmes actifs eux-mêmes, en particulier par des stratégies avancées de contrôle et de gestion.

Les travaux de recherche récents mettent en évidence une évolution continue des approches de régulation des systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation (CVC) en vue d'améliorer l'efficacité énergétique et le confort des occupants. Les stratégies traditionnelles telles que le contrôle tout ou rien (On/Off) et les régulateurs PID classiques (proportionnel-intégral-dérivé) ont longtemps prévalu en raison de leur simplicité de mise en œuvre, mais se révèlent insuffisantes pour gérer la forte inertie thermique des bâtiments performants et s'adapter à des conditions changeantes [61]. Des approches de contrôle plus avancées, allant des régulateurs adaptatifs au contrôle prédictif par modèle (Model Predictive Control, MPC) et à l'apprentissage par renforcement, ont progressivement émergé pour répondre à ces défis. Parallèlement, l'utilisation de méta-modèles et de méthodes d'apprentissage automatique (machine learning, deep learning) s'est considérablement développée pour affiner les simulations thermiques et les politiques de commande, notamment dans le contexte des bâtiments intelligents et de la gestion énergétique à l'échelle du quartier.

2.3.1 Méthodes de contrôle des système CVC

Les méthodes de régulation On/Off, malgré leur coût réduit et leur simplicité, entraînent souvent d'importants dépassements de consigne et des oscillations de température, sources de surconsommation énergétique et d'inconfort [61]. Dans les bâtiments à inertie thermique élevée ou soumis à des conditions d'occupation variables, ce type de contrôle provoque un fonctionnement cyclique excessif des équipements et accélère leur usure [62]. Les régulateurs proportionnels-intégraux (PI) constituent déjà un progrès notable, car ils ajustent progressivement la puissance de chauffage ou de refroidissement, réduisant ainsi les fluctuations et générant jusqu'à 8 % d'économies d'énergie par rapport aux contrôles tout ou rien [62]. Toutefois, les PID traditionnels peinent à anticiper les perturbations et s'accommodent difficilement de la variabilité des charges thermiques. Plusieurs études proposent alors de dépasser ces stratégies traditionnelles. Certaines insistent sur l'identification et l'application de contrôles auto-adaptatifs capables d'ajuster dynamiquement les paramètres de régulation [63]. Dans ce cadre, on peut atteindre plus de 20% d'économies d'énergie, en particulier dans des bâtiments où la masse thermique est élevée. D'autres travaux recourent à la programmation dynamique et suggèrent que la prise en compte du " stockage d'énergie " et du vieillissement des équipements permet de réaliser des gains de l'ordre de 35% par rapport à des règles simplistes [64]. Les travaux récents soulignent l'importance grandissante des approches data-driven pour optimiser le chauffage, la ventilation et la climatisation des bâtiments. Une revue systématique met en avant la nécessité de données de qualité et l'essor des algorithmes d'apprentissage automatique dans la régulation des systèmes CVC [65]. Ces nouvelles techniques de contrôle peuvent être réparties en deux grandes catégories : d'une part, les contrôleurs par apprentissage et, d'autre part, les contrôleurs adaptatifs/prédictifs. Dans les sous-sections qui suivent, nous examinerons séparément chacune de ces catégories, afin de mieux comprendre les avancées récentes en matière de performance énergétique dans le secteur du bâtiment.

2.3.1.1 Contrôleurs par apprentissage

Au cours de la dernière décennie, l'essor des réseaux de neurones artificiels et plus largement des techniques d'apprentissage machine a profondément transformé les stratégies de contrôle énergétique dans le secteur du bâtiment. L'enjeu majeur consiste à optimiser le fonctionnement des systèmes CVC ainsi que l'intégration des sources d'énergie renouvelable, tout en maintenant un niveau de confort adapté aux occupants. Les travaux présentés ci-dessous illustrent les avancées récentes en matière de contrôle prédictif, d'optimisation et d'apprentissage profond (Deep Learning),

ainsi que leurs impacts sur la réduction de la consommation énergétique et sur l'amélioration du confort dans diverses configurations de bâtiments.

Guyot et al. [61] ont réalisé une synthèse précoce et approfondie de l'emploi des réseaux de neurones artificiels (ANN/RNA) dans le secteur du bâtiment. Leur étude met en avant la capacité des RNA à anticiper la réaction des systèmes CVC, à réduire les phénomènes d'inefficacité (tels que les surchauffes) et à améliorer la stabilité opérationnelle. Ils insistent notamment sur l'optimisation des horaires de chauffage et de climatisation, qui permet de minimiser la consommation énergétique tout en assurant le confort des occupants. Cette démarche prédictive contraste fortement avec les contrôleurs PID classiques, souvent limités par la lenteur de la dynamique thermique et l'inertie élevée des bâtiments.

Dans le prolongement de ces travaux, Huang et al. [66] ont conçu un modèle de réseau de neurones autorégressif non linéaire (NARX) pour prédire la dynamique thermique dans un aéroport. Leur stratégie de contrôle prédictif, exploitant la multi-zonalité et les interactions thermiques, a mené à une réduction de 10 % de la consommation de refroidissement sans compromettre le confort. Malgré le temps d'entraînement élevé, l'exécution en temps réel du modèle est demeurée efficace, soulignant le potentiel d'applications à grande échelle.

Moon et al. [67] ont ensuite mis au point un algorithme avancé intégrant deux RNA : l'un pour estimer la consommation d'énergie de refroidissement à différentes consignes en période d'inoccupation, l'autre pour prévoir le temps nécessaire au retour à une consigne de confort. Cette combinaison a permis jusqu'à 38,91 % d'économies comparativement à un fonctionnement à consigne fixe, tout en réduisant la durée d'inconfort lors des transitions d'occupation.

De son côté, Macarulla et al. [68] ont démontré qu'un réseau de neurones artificiels pouvait estimer de façon précise le moment optimal pour activer une chaudière, afin d'atteindre rapidement la température cible de 20 °C au début de la journée de travail. Le réseau, entraîné sur plusieurs saisons de chauffage, a généré près de 20 % d'économies sur la facture de gaz tout en diminuant la variabilité de la température intérieure et en supprimant le besoin d'interventions manuelles répétées.

Yang et al. [69] ont quant à eux prouvé la supériorité d'un contrôleur prédictif à base de RNA pour la gestion simultanée de la température et de l'humidité dans une installation de climatisation à eau glacée, par rapport aux PID classiques. Leur réseau à trois couches, affichant des erreurs moyennes très faibles (ARE de 0,16 % et MRE de 0,44 %), a permis un temps de stabilisation presque deux fois plus rapide que celui des PID (1600 s contre 2800 s) et des dépassements nettement réduits. Cette approche, qui régule dynamiquement la vitesse du compresseur et du ventilateur, évite le sur-refroidissement et supprime tout besoin de réchauffage supplémentaire, tout en maintenant un excellent confort thermique.

Soyguder et al. [70] ont illustré la puissance du couplage entre la décomposition en paquets d'ondelettes (WPD) et les RNA (MLP) pour contrôler la vitesse des ventilateurs et l'ouverture des registres dans un système CVC à deux zones. En comparaison avec des PID traditionnels, cette approche a amélioré la précision de la commande (taux de reconnaissance de 95,62 % et RMSE de 3,40) et la gestion de l'énergie, validant ainsi l'intérêt d'un contrôle prédictif rapide et peu coûteux.

Erfani et al. [71] ont ensuite introduit une approche de Contrôle Prédictif Non Linéaire (NMPC) couplant un modèle NARX pour la prédiction de la température des zones à un Algorithme Génétique (AG) pour l'optimisation des signaux de contrôle. Testé sur des unités de traitement d'air multi-zones, ce système a affiché une réduction de 55,1 % de la consommation d'électricité et de 43,7 % de la consommation de gaz, confirmant l'efficacité supérieure des méthodes à base de RNA combinées à l'optimisation évolutionnaire.

Villano et al. [72] soulignent la diversification des approches d'apprentissage (forêts aléatoires, SVM, CNN, LSTM, etc.) pour améliorer la performance énergétique, aussi bien dans la régulation des systèmes de CVC que dans l'intégration d'énergies renouvelables. Cette polyvalence se reflète dans des applications allant de la prédiction de la demande énergétique à la détection d'anomalies, en passant par l'estimation en temps réel du confort thermique.

Les réseaux neuronaux récurrents de type LSTM, par exemple, se distinguent par leur aptitude à gérer des données séquentielles et à capturer des effets de mémoire, ce qui en fait un outil robuste pour modéliser les phénomènes dynamiques (consommation énergétique, conditions météorologiques changeantes, occupation variable, etc.). Néanmoins, la qualité et la quantité des données collectées demeurent des facteurs déterminants pour garantir la fiabilité de ces solutions.

Le calibrage des simulations, comme le décrivent Noh et al. [73] et Palaic et al. [74], joue un rôle fondamental pour aligner les modèles de simulation avec les conditions réelles (consommation, interactions thermiques, etc.) et ainsi disposer de données fidèles à la réalité. Les réseaux de neurones profonds (DNN) peuvent alors s'entraîner sur ces données calibrées, améliorant leur capacité de généralisation et de prédiction pour des scénarios où les données réelles sont incomplètes.

L'apprentissage profond contraint physiquement (PCDL) commence à se démarquer dans le domaine du contrôle prédictif. Xiao et al. [75] montrent que l'intégration de principes physiques (conservation de l'énergie, contraintes thermiques) dans l'architecture des RNA permet d'optimiser la consommation (jusqu'à 8,9 % d'économies supplémentaires par rapport à un LSTM classique) et d'améliorer le confort intérieur (jusqu'à 64 % de gain selon l'indicateur retenu).

Uddin et al. [76] illustrent l'intérêt des stratégies de commande adaptatives basées sur l'occupation, qui ajustent en temps réel les paramètres de CVC en fonction de la présence effective des occupants. Grâce à des prédictions fiables (random forests, SVM, RNA), les systèmes peuvent anticiper la charge thermique et abaisser la consommation en période non occupée. Dans certains cas, ces approches permettent des économies d'énergie pouvant atteindre 22,54 %, tout en renforçant le confort des usagers.

Chen et al. [77] ont démontré le potentiel de l'apprentissage par renforcement (RL) pour la régulation conjointe des ouvrants (fenêtres, porte-fenêtre) et des équipements CVC, particulièrement dans les stratégies de ventilation naturelle. Cette approche, basée sur un algorithme Q-learning sans modèle, s'adapte aux incertitudes (climat, comportement des occupants) et équilibre les objectifs de confort et d'économie d'énergie. Les simulations à Miami et Los Angeles ont mis en évidence une réduction de 13 à 23 % de la consommation énergétique CVC, doublée d'une forte baisse des heures d'inconfort et des épisodes d'humidité élevée.

Fu et al. [78], pour leur part, ont exploré l'apprentissage par renforcement profond multi-agents (MA-DRL) appliqué aux refroidisseurs à eau. Leur architecture distribue les tâches (vitesse du ventilateur, charge, pompe) entre cinq agents afin de réduire l'espace d'action et d'accélérer la convergence. Ils obtiennent une amélioration de 11,1 % de l'efficacité énergétique par rapport à des contrôles basés sur des règles, tout en s'approchant des performances de solutions modélisées expertes (écart de 0,5 % seulement).

Au-delà des réseaux neuronaux seuls, la méta-modélisation combine modèles physiques et approches par l'intelligence artificielle pour aboutir à des optimisations de plus grande envergure. Sánchez-Zabala et al. [79] ont montré qu'à l'échelle d'un quartier, cette méthode réduit de 5 à 10 % les coûts et le temps de calcul, par rapport à des solutions classiques de type EnergyPlus-GENOPT, sans compromettre la précision globale.

Dans la même optique, Yadav et al. [80] ont développé un cadre de simulation fondé sur la distribution thermique spatiale plutôt que sur une modélisation zonale simplifiée. Cette approche basée sur les données, validée en environnement universitaire, se révèle plus fine pour la régulation du confort local et favorise des économies d'énergie supérieures aux techniques classiques.

Comparativement aux approches zonales, trop grossières pour capturer les hétérogénéités de température et d'humidité, les modèles alimentés par des données empiriques offrent une granularité bien plus élevée. Ils peuvent, en outre, s'adapter en continu aux changements d'occupation et de conditions climatiques, à condition de disposer de capteurs et de ressources informatiques adéquats.

2.3.1.2 Contrôleurs adaptatifs/prédictifs

Les régulateurs adaptatifs ajustent dynamiquement les paramètres de contrôle en temps réel afin de répondre aux fluctuations des conditions environnementales et des schémas d'utilisation des bâtiments, favorisant ainsi une amélioration notable de l'efficacité énergétique. Contrairement aux systèmes de contrôle fixes, ces régulateurs exploitent des algorithmes de rétroaction et des modèles prédictifs pour optimiser les systèmes de CVC. Par exemple, les contrôleurs prédictifs de modèle adaptatifs peuvent anticiper les besoins thermiques futurs en s'appuyant sur les prévisions météorologiques et les données d'occupation, ajustant les performances du système pour satisfaire ces exigences tout en réduisant la consommation énergétique. En intégrant des paramètres tels que l'inertie thermique des bâtiments, ces régulateurs limitent les écarts par rapport aux objectifs de température, réduisant ainsi le gaspillage d'énergie. Des études montrent que leur utilisation peut engendrer des économies d'énergie significatives, dépassant parfois 20 %, particulièrement dans les environnements caractérisés par des dynamiques thermiques complexes ou des variations fréquentes des conditions externes [63]. La distinction fondamentale entre régulateurs adaptatifs et régulateurs à gain fixe réside dans leur capacité à s'adapter aux évolutions du système et des conditions externes. Les régulateurs à gain constant, comme les régulateurs PID, fonctionnent selon des paramètres prédéfinis conçus pour des scénarios spécifiques. Bien qu'efficaces dans des environnements stables, ils peinent à maintenir des performances optimales face aux changements de charges thermiques, de taux d'occupation ou de conditions climatiques, ce qui se traduit souvent par des inefficacités énergétiques et une réduction du confort des occupants.

L'intégration des MPC dans les cadres de gestion énergétique a également fait l'objet d'analyses approfondies, notamment dans l'étude de [81], qui explore l'application de ces régulateurs dans un contexte de simulation énergétique à grande échelle. Cette recherche démontre que le MPC est particulièrement efficace pour optimiser les systèmes de chauffage domestique, avec des économies annuelles variant de 3,1 % à 17,5 % selon les conditions climatiques simulées. L'étude met également en évidence que l'allongement de l'horizon d'optimisation au-delà de 36 heures n'apporte pas de bénéfices supplémentaires en termes d'économies de coûts, confirmant ainsi l'efficacité des stratégies d'optimisation à court terme. Un atout clé de cette approche réside dans sa capacité à intégrer des modèles simplifiés dans des simulations énergétiques complexes via des frameworks tels que Backbone, ce qui en fait une solution performante et extensible, particulièrement adaptée aux réseaux intelligents et aux stratégies de tarification dynamique.

Chen et al. [82] ont proposé une méthode de gestion prédictive qui associe la dynamique des systèmes de bâtiments à des algorithmes d'apprentissage automatique. Leur approche repose sur une stratégie de fenêtre glissante, où des simulations dynamiques sont intégrées dans des modèles prédictifs pour améliorer la précision des ajustements opérationnels. Ce cadre de contrôle hybride a été testé sur un système de chauffage, permettant une réduction de la consommation énergétique de 15 % par rapport aux stratégies classiques basées sur la rétroaction ou les modèles statiques. En plus de ces économies d'énergie, cette méthode se distingue par sa capacité à anticiper de manière proactive les perturbations et à s'adapter aux variations des conditions opérationnelles. L'étude souligne également la compatibilité de cette stratégie avec les systèmes de gestion de l'énergie des bâtiments existants, ce qui facilite son adoption à grande échelle.

Hazyuk et al. [83] ont exploré l'utilisation des MPC pour la régulation thermique intérieure des bâtiments. Leur recherche met l'accent sur les défis liés à la mise en œuvre de ces systèmes, notamment en termes de performance computationnelle et d'adaptabilité en temps réel. Les modèles développés intègrent des données thermodynamiques, des plannings d'occupation et des prévisions climatiques, ce qui permet d'optimiser simultanément la consommation énergétique et le confort thermique. En réduisant la consommation d'énergie tout en maintenant les niveaux de confort, cette étude démontre que les MPC sont particulièrement adaptés aux bâtiments occupés de manière intermittente. Les résultats de cette recherche confirment l'efficacité de la commande prédictive pour minimiser les variations de température tout en optimisant les ressources énergétiques.

Une autre étude, menée par Zhang et al. [84], s'intéresse également au potentiel des MPC pour réduire la consommation d'énergie tout en maintenant une régulation optimale de la température dans des bâtiments intelligents. Ces modèles intègrent des algorithmes prédictifs avancés, prenant en compte des données en temps réel ainsi que des préférences utilisateurs évolutives, pour répondre aux besoins spécifiques des occupants. L'étude met en évidence des réductions énergétiques allant jusqu'à 18,2 %, notamment dans des environnements où les demandes énergétiques sont variables. En outre, les MPC hybrides, qui séparent les processus d'optimisation thermodynamique et énergétique, démontrent leur efficacité dans la gestion multi-zones, ce qui les rend particulièrement adaptés aux bâtiments intelligents équipés de capteurs.

le contrôle prédictif déclenché par des événements (ETMPC), comme présenté par [85], a permis de surmonter les limitations computationnelles du contrôle prédictif traditionnel déclenché par le temps (TTMPC). Contrairement au TTMPC, qui procède à des recalculs périodiques des actions de contrôle, l'ETMPC ne s'active que lors de variations significatives, ce qui réduit considérablement la charge de calcul tout en maintenant des performances similaires. Cette méthode, enrichie par l'apprentissage automatique, réduit la fréquence des cycles d'optimisation de 77,6 % à 88,2 %, tout en diminuant la consommation d'énergie de 9 % par rapport aux thermostats conventionnels. De plus, elle améliore le confort thermique et s'adapte particulièrement bien aux environnements contraints en ressources.

La recherche de [86] explore l'optimisation simultanée de la température et de l'humidité dans les systèmes CVC en utilisant un cadre MPC. En modélisant la dynamique thermique et hygrométrique à l'aide d'un circuit analogique RC, cette étude propose une méthode capable de réduire la consommation d'énergie et de stabiliser les conditions internes des bâtiments. Ce modèle prédictif prend en compte les perturbations externes, telles que le rayonnement solaire, et optimise les intervalles d'échantillonnage pour diminuer la charge de calcul tout en améliorant l'efficacité énergétique. En comparaison avec les régulateurs PI classiques, cette méthode garantit une stabilité accrue et une adaptabilité supérieure face aux variations dynamiques des systèmes.

Une autre approche novatrice a été développée par [87], qui intègre les retours des occupants dans le processus d'optimisation thermique. En utilisant des indices dynamiques tels que le vote moyen réel (AMV), cette méthode ajuste les consignes en temps réel pour offrir un confort personnalisé. Les résultats ont montré que cette approche réduit significativement la consommation d'énergie tout en maintenant, voire en améliorant, la satisfaction des occupants. Deux algorithmes distincts - un MPC d'équivalence de certitude et un MPC contraint par la chance - ont démontré leur efficacité, notamment dans des environnements où les conditions thermiques évoluent rapidement. Ces méthodes permettent également de limiter les besoins en surveillance environnementale, les rendant plus accessibles et économiques.

Les cadres de commande prédictive basés sur les occupants intègrent des architectures hiérarchiques qui exploitent les données de rétroaction des utilisateurs pour optimiser les paramètres de fonctionnement des systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC). Ces informations, combinées à des algorithmes prédictifs, permettent d'anticiper les besoins thermiques et d'adapter en temps réel les opérations pour maintenir un équilibre entre confort et efficacité énergétique. L'étude de [88] a démontré que cette approche pouvait réduire la consommation énergétique jusqu'à 32 % sans compromettre le confort. Elle s'est concentrée sur un système de supervision basé sur le contrôle prédictif, intégrant des données historiques et des prévisions météorologiques pour ajuster dynamiquement les opérations des systèmes CVC. En intégrant un retour d'information des occupants via un outil d'enquête en ligne, le système a amélioré le modèle de confort thermique tout en optimisant la consommation énergétique et les émissions de CO_2. Testée dans deux bureaux en Australie durant l'hiver, cette méthode a montré une réduction de 19 % à 32 % de la consommation énergétique par rapport aux systèmes classiques, soulignant l'efficacité de l'optimisation multi-objectifs pour une gestion durable.

L'étude de [89] s'est concentrée sur l'identification des paramètres thermiques pour améliorer la régulation de la température et l'efficacité énergétique des habitations via le contrôle prédictif basé

sur un modèle (MPC). En se basant sur des données expérimentales, un modèle thermique précis a été développé, intégrant des paramètres tels que les coefficients de transfert de chaleur et la capacité thermique. Ce modèle dynamique permet de prédire les états futurs et d'ajuster les actions de chauffage et de refroidissement pour réduire la consommation énergétique sans sacrifier le confort. Les simulations ont démontré que le MPC surpassait les régulateurs traditionnels en conciliant économie d'énergie et confort, tout en s'ajustant aux fluctuations des conditions extérieures et des schémas d'occupation. Cette étude met en avant l'importance d'une modélisation thermique robuste pour des applications de contrôle prédictif à plus grande échelle.

De son côté, l'article de [90] présente une méthode novatrice de MPC axée sur la réduction de la consommation énergétique tout en préservant le confort thermique. En s'appuyant sur une fonction de coût et la méthode duale de Lagrange, le système décompose les problèmes d'optimisation en sous-problèmes résolus simultanément, réduisant ainsi les coûts computationnels. Les résultats ont montré une amélioration significative de l'efficacité énergétique et une satisfaction accrue des occupants. Cette approche est particulièrement adaptée aux grandes constructions, où elle permet une gestion efficace des systèmes CVC en tenant compte des contraintes thermiques, énergétiques et de confort. La méthode duale de Lagrange facilite une résolution rapide des problèmes à haute dimension, tout en garantissant le respect des objectifs d'efficacité énergétique et des contraintes opérationnelles. Cette capacité d'évolutivité et de gestion des contraintes est cruciale dans les bâtiments intelligents, où les besoins thermiques varient en fonction de l'occupation et des conditions météorologiques.

Une étude complémentaire explore l'intégration du MPC avec l'algorithme d'Optimisation par Colonie de Fourmis (ACO) et des simulations EnergyPlus ([91]). Cette approche a permis une réduction de 49,7 % de la charge de pointe et des économies d'énergie de 17,6 %, surpassant largement les performances des systèmes de contrôle traditionnels basés sur des règles. En incorporant des algorithmes prédictifs et des horizons d'optimisation, le MPC ajuste de manière proactive les opérations des systèmes CVC en tenant compte des perturbations et des contraintes. Cela inclut la prévision des variations climatiques ou des pics de demande, permettant de minimiser la consommation d'énergie tout en garantissant un confort thermique optimal. Le MPC se distingue également par sa capacité à intégrer en temps réel des sources d'énergie renouvelables, contribuant ainsi à la durabilité énergétique.

L'optimisation prédictive s'impose comme une approche incontournable pour les bâtiments à haute efficacité énergétique, grâce à l'utilisation de techniques avancées de modélisation et de données en temps réel, permettant d'anticiper les conditions futures et de réguler les systèmes de construction de manière proactive. Elle optimise l'efficacité énergétique en anticipant les besoins des bâtiments sur la base de multiples paramètres, tels que les schémas d'occupation, les prévisions météorologiques et les performances des équipements. Le MPC prend en compte une multitude de contraintes, telles que les capacités des équipements, les restrictions énergétiques et les exigences de confort des occupants, dans ses algorithmes d'optimisation. Cette capacité à intégrer diverses variables et à prévoir les conditions futures lui permet de maintenir un équilibre entre efficacité énergétique et confort thermique. Ses études montrent que le MPC peut entraîner des économies d'énergie significatives par rapport au contrôle réactif, en minimisant les inefficacités et en optimisant les performances des systèmes CVC. De plus, sa capacité à optimiser les opérations sur différentes périodes temporelles et à réagir dynamiquement à un large éventail de variables en fait une solution idéale pour les systèmes CVC modernes, où l'efficacité énergétique et le confort des occupants revêtent une importance capitale ([92, 93]). Au-delà des gains énergétiques, l'optimisation prédictive améliore considérablement le confort thermique et la satisfaction des occupants en maintenant les conditions intérieures dans des plages optimales, notamment en termes de température, d'humidité et de qualité de l'air. En ajustant les systèmes avant que des écarts notables ne se produisent, elle prévient les désagréments liés à l'inertie des systèmes réactifs. Elle facilite également les initiatives de réponse à la demande, en modulant la consommation énergétique en fonction des périodes de faible demande ou de l'intégration des énergies renouvelables, ce qui

contribue à réduire les coûts opérationnels et l'empreinte carbone. L'optimisation prédictive offre par ailleurs des avantages opérationnels, tels que la prolongation de la durée de vie des équipements grâce à la réduction des cycles inutiles et à la prévention des conditions de fonctionnement extrêmes. Cela diminue les coûts de maintenance et réduit les interruptions du service. Enfin, ces modèles fournissent aux gestionnaires des bâtiments des informations précises et exploitables sur les performances des installations, facilitant ainsi la mise en œuvre de stratégies énergétiques durables et la prise de décisions éclairées ([76, 92]). La mise en œuvre du MPC dans les systèmes CVC existants est confrontée à plusieurs défis complexes, notamment liés à la modélisation, aux exigences de calcul, aux infrastructures nécessaires et aux considérations économiques et organisationnelles. Contrairement aux régulateurs traditionnels, le MPC nécessite l'optimisation en temps réel des variables de commande sur un horizon de prédiction. Cela implique la résolution répétée de problèmes d'optimisation sous contraintes, un processus computationalement intensif qui peut dépasser les capacités des infrastructures existantes. Ces exigences peuvent nécessiter des mises à niveau onéreuses des équipements informatiques, notamment pour garantir une exécution rapide et fiable du système dans des environnements opérationnels. La performance du MPC dépend fortement de la disponibilité de données précises et en temps réel issues de réseaux de capteurs. Ces données incluent des paramètres essentiels tels que les températures intérieures et extérieures, les niveaux d'humidité, les taux d'occupation, et les flux énergétiques. Toutefois, dans les bâtiments existants, les systèmes de capteurs peuvent être absents, obsolètes ou insuffisants pour répondre aux exigences du MPC. L'installation de nouveaux capteurs et systèmes d'acquisition de données représente un coût supplémentaire et peut être techniquement complexe.

2.3.1.3 Contrôleurs hybrides

Les recherches récentes mettent en avant des approches hybrides et innovantes de commande prédictive de modèle (MPC) appliquées aux systèmes énergétiques des bâtiments, combinant modélisation physique et analyse basée sur les données. Par exemple, Stoffel et al. ([94]) ont élaboré une méthode hybride associant des modèles physiques à des réseaux neuronaux artificiels (RNA), simplifiant ainsi la complexité des problèmes d'optimisation non linéaires. En utilisant CasADi, un outil de différenciation algorithmique, les auteurs ont optimisé la résolution des systèmes non convexes tout en assurant un équilibre entre précision, faisabilité computationnelle et rentabilité opérationnelle. Cette méthodologie a démontré son efficacité dans une étude de cas simulée, mettant en lumière son potentiel pour améliorer l'efficacité énergétique tout en garantissant le confort des occupants. Cependant, l'étude souligne certains défis, tels que la scalabilité des modèles hybrides et les exigences de qualité des données, tout en appelant à des travaux ultérieurs pour affiner ces approches.

Une autre approche hybride est celle développée par Vaghefi et al. ([95]), qui intègre des équations de bilan énergétique zonal et des modèles de séries temporelles issus de données simulées par EnergyPlus. Cette méthode optimise les consignes des systèmes CVC tout en limitant la dépendance aux simulations coûteuses. En appliquant des techniques de moindres carrés et des ajustements statistiques tels que Cochran-Orcutt, cette méthode hybride offre une meilleure prévision et une efficacité opérationnelle accrue. L'intégration dans un cadre MPC a démontré son adaptabilité aux environnements dynamiques des bâtiments, en facilitant une gestion efficace de l'énergie.

L'étude de [96] met en évidence l'utilisation de modèles hybrides combinant des principes fondamentaux et des données empiriques pour améliorer le contrôle simultané de la température et de l'humidité dans des environnements complexes. Ces modèles prédictifs garantissent une régulation précise et efficace, même dans des contextes multi-zones, en ajustant dynamiquement les consignes en fonction des conditions réelles et anticipées.

L'utilisation de l'apprentissage automatique pour améliorer les systèmes de contrôle prédictif a également fait l'objet d'une analyse approfondie dans l'étude de Yang et al. [97]. Ce travail démontre comment l'intégration de réseaux neuronaux dynamiques dans les MPC permet de

surmonter les limites des modèles purement physiques. En apprenant à partir des données en temps réel, ces modèles prédictifs peuvent adapter leurs actions aux dynamiques complexes et aux variations des conditions thermiques. Les résultats de cette recherche montrent des économies d'énergie atteignant 58,5 %, tout en garantissant un confort thermique accru pour les occupants. Ces avancées mettent en lumière le potentiel des approches hybrides combinant les forces des méthodes de modélisation prédictive avec les capacités d'apprentissage automatique pour optimiser la gestion énergétique des bâtiments.

L'intégration des principes physiques dans les modèles d'apprentissage profond, telle que proposée par [75], a renforcé l'efficacité des systèmes MPC. En incorporant des contraintes physiques dans les algorithmes de Deep Learning Physically Constrained (PCDL), cette approche hybride améliore la généralisation et la précision prédictive, tout en garantissant un respect rigoureux des dynamiques thermiques. Les régulateurs MPC utilisant le PCDL se sont avérés capables de réduire la consommation énergétique de 5,8 % à 8,9 %, tout en améliorant le confort thermique de 55 % à 64 % par rapport aux systèmes conventionnels. Ces résultats soulignent l'importance de combiner des approches basées sur les données et sur la physique pour concevoir des systèmes de gestion des bâtiments à la fois efficaces, évolutifs et durables.

L'étude menée par [98] propose une méthode hybride intégrant des réseaux neuronaux artificiels (ANN) dans un cadre de commande prédictive par modèle (MPC) pour optimiser la régulation thermique des bâtiments intelligents. Cette approche s'appuie sur des prévisions détaillées des schémas d'occupation à long terme, permettant une optimisation dynamique des consignes de chauffage et de refroidissement. En utilisant les simulations EnergyPlus pour fournir des données environnementales et énergétiques, cette méthode démontre une réduction de 40,56 % de la demande énergétique pour le refroidissement et de 16,73 % pour le chauffage par rapport aux approches MPC traditionnelles. Les ANN permettent une meilleure modélisation des comportements dynamiques du bâtiment, assurant une optimisation accrue et un confort thermique amélioré dans les bâtiments à zones multiples. Cette étude souligne l'importance d'intégrer l'apprentissage automatique dans le MPC pour accroître la durabilité et l'efficacité énergétique dans des environnements de plus en plus complexes.

L'étude de [99] examine la capacité des réseaux neuronaux (ANN) à modéliser les comportements non linéaires des systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC), en les comparant à des modèles prédictifs classiques. L'analyse de 21 ANN a révélé leur efficacité pour optimiser la consommation énergétique et maintenir le confort thermique, surtout lorsqu'ils sont ajustés en fonction des dynamiques spécifiques du bâtiment. Les résultats montrent que les ANN surpassent les modèles conventionnels en termes de flexibilité et de stabilité en boucle fermée. En outre, l'intégration d'une commande prédictive basée sur des modèles de réseaux neuronaux linéaires variables dans le temps permet de réduire les charges de calcul tout en conservant les avantages de la modélisation non linéaire.

Une étude de [73] explorent l'utilisation de simulations calibrées pour former des réseaux neuronaux profonds (DNN) destinés à optimiser les systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC). En s'appuyant sur un modèle de simulation fondé sur des principes physiques et ajusté avec des données opérationnelles authentiques, cette méthode garantit des prévisions précises des performances énergétiques et du confort thermique. Les hyper-paramètres des DNN sont optimisés pour maximiser la précision prédictive et l'efficacité énergétique. Cette approche s'avère particulièrement évolutive et adaptable, rendant son application pertinente dans divers contextes climatiques et opérationnels, et contribuant ainsi à une gestion énergétique plus durable des bâtiments intelligents.

L'étude de [100] met en avant les Réseaux Neuronaux Informés par la Physique (PINN) pour améliorer la commande prédictive basée sur un modèle (MPC). Les PINN intègrent des lois physiques directement dans la fonction de perte du réseau, garantissant des prédictions conformes aux principes thermodynamiques même lorsque les données sont limitées ou bruitées. Cette approche est particulièrement utile dans des environnements dynamiques complexes, où elle réduit

la charge de calcul et améliore la robustesse. Les applications potentielles incluent la gestion des systèmes CVC, la robotique et les véhicules autonomes, démontrant une meilleure efficacité énergétique et une optimisation des processus en temps réel.

Zhang et al. [101] examinent l'intégration des réseaux neuronaux profonds (DNN) dans le cadre du MPC pour améliorer la gestion des systèmes CVC. En combinant DNN avec des algorithmes d'optimisation et d'apprentissage par renforcement, cette approche hybride a permis de réaliser des économies d'énergie de plus de 10 % par rapport aux configurations MPC classiques. Les simulations calibrées, combinées aux capacités prédictives des DNN, assurent une gestion énergétique plus efficace et une meilleure prévision des besoins énergétiques. Cette étude met en évidence l'importance de l'intégration des technologies de deep learning pour concilier efficacement efficacité énergétique et confort des occupants dans les bâtiments intelligents.

L'étude menée par [102] explorent diverses méthodes d'apprentissage machine appliquées à la commande prédictive basée sur un modèle (MPC). Les résultats montrent que les réseaux neuronaux artificiels (ANN) offrent une précision supérieure dans les prédictions, tandis que les modèles de régression linéaire plus simples nécessitent moins d'ajustements, avec des bénéfices pratiques pour certaines applications. Cette étude met en avant l'importance d'adapter la méthode de contrôle en fonction des besoins spécifiques du système, soulignant la flexibilité des approches hybrides pour équilibrer précision, faisabilité et complexité.

L'analyse de [103] explore l'efficacité des modèles hybrides intégrant des méthodologies basées sur les données et sur la physique pour l'optimisation des systèmes de chauffage, ventilation et climatisation (CVC). Ces approches tirent parti de grandes quantités de données collectées via des capteurs modernes, permettant une meilleure modélisation des dynamiques complexes des bâtiments et de l'inertie thermique. Bien que les modèles purement basés sur les données offrent une flexibilité accrue, leur performance est limitée par la qualité des données disponibles. Les modèles hybrides surmontent ces limites en intégrant des contraintes physiques, favorisant une optimisation efficace tout en tenant compte des exigences thermiques et énergétiques. Cette étude identifie également des défis pratiques, tels que la validation des modèles et la prise en compte des comportements imprévisibles des occupants.

L'étude menée par [104] explore l'intégration des algorithmes de commande multicritères, tels que le MPC et la logique floue, pour améliorer la gestion énergétique dans des bâtiments multizones. En combinant des algorithmes prédictifs avancés avec des techniques d'optimisation comme NSGA-II, les auteurs montrent que ces approches permettent de résoudre les conflits entre consommation énergétique et confort thermique. Une étude de cas sur un immeuble résidentiel modélisé avec EnergyPlus révèle que ces techniques permettent une gestion plus précise des transferts de chaleur entre zones, réduisant la consommation énergétique tout en maintenant un confort thermique. Les solutions distribuées et dynamiques adoptées dans cette étude s'avèrent particulièrement efficaces pour les bâtiments existants, en offrant une flexibilité opérationnelle et des économies substantielles dans des environnements complexes.

Xue et al. [92] démontrent que l'intégration des réseaux neuronaux profonds (DNN) dans le cadre de la commande prédictive basée sur un modèle (MPC) améliore la précision des prédictions des signaux de commande, réduisant ainsi les inefficacités énergétiques. Ces DNN capturent les relations non linéaires complexes entre les conditions environnementales, les modèles d'occupation et les systèmes CVC, ce qui n'est pas facilement réalisable avec des modèles basés sur la physique. Les DNN permettent également d'optimiser les signaux de commande en temps réel, augmentant la scalabilité et l'efficacité énergétique des systèmes de chauffage et de climatisation. Ces résultats confirment le rôle crucial de l'apprentissage automatique pour une gestion durable et adaptable de l'énergie dans les bâtiments intelligents.

Si ces approches de contrôle avancées démontrent un fort potentiel en matière d'efficacité énergétique et de confort, leur performance repose largement sur la disponibilité de modèles fiables représentant le comportement thermique du bâtiment et de ses systèmes. La modélisation énergétique devient ainsi une étape incontournable, qu'il s'agisse de fournir des prédicteurs aux

régulateurs, d'alimenter les algorithmes d'optimisation ou encore de calibrer les méthodes d'apprentissage automatique. La section suivante examine donc les différentes approches de modélisation énergétique des bâtiments et leur rôle central dans la mise en œuvre de stratégies de contrôle performantes.

2.3.2 Modélisation énergétique du bâtiment

Comme nous l'avons souligné dans la section précédente, la performance des stratégies de contrôle avancées repose directement sur la qualité des modèles utilisés pour représenter le comportement énergétique du bâtiment. La modélisation énergétique constitue en effet le socle indispensable pour prédire l'évolution des conditions intérieures, anticiper les besoins de chauffage et de climatisation, et adapter en conséquence les signaux de commande.

L'élaboration de modèles prédictifs précis demeure toutefois un défi majeur. Dans le cas du contrôle prédictif basé sur modèle, il est nécessaire de disposer de représentations mathématiques fiables des dynamiques thermiques et hygrométriques du bâtiment, tenant compte de l'occupation, de l'ensoleillement, des conditions climatiques extérieures et du fonctionnement des systèmes CVC. Ces modèles doivent être non seulement détaillés, mais aussi calibrés avec soin afin de refléter les spécificités propres à chaque bâtiment. Cependant, la collecte de données nécessaires et leur analyse approfondie peuvent exiger des ressources considérables, en particulier dans le cas des bâtiments anciens où les données sont limitées ou les systèmes CVC non standardisés, ce qui complique encore le processus de modélisation. Dans le domaine de la gestion thermique des bâtiments, la modélisation dynamique constitue un outil essentiel pour optimiser l'efficacité énergétique et améliorer le confort des occupants. Parmi les approches disponibles, la modélisation boîte blanche repose sur des principes physiques fondamentaux pour décrire la dynamique thermique en détail [105]. Cette méthode se distingue par sa capacité à intégrer les lois physiques du transfert thermique, offrant ainsi une compréhension approfondie des comportements thermiques des bâtiments et permettant de concevoir des stratégies de contrôle robustes. Comme le montre la figure 2.2, il existe d'autres approches de la modélisation des systèmes de construction, les méthodologies de la boîte de la boîte noire et de la boîte grise.

2.3.2.1 Modélisation boîte blanche

Dans le domaine de l'énergie du bâtiment, les modèles dits à boîte blanche reproduisent le comportement thermique d'un édifice en recourant à des réseaux de résistance et de capacité, afin de caractériser ses propriétés thermiques [11, 62, 86, 106]. Ces modèles intègrent divers paramètres, notamment les conditions de conception intérieures et extérieures, les caractéristiques thermiques des composants de l'enveloppe (murs, toitures, planchers, etc.), les gains de chaleur internes dus à l'occupation (personnes, éclairage, équipements électriques, etc.), les données météorologiques, la configuration architecturale, le comportement des occupants, les stratégies de contrôle, ainsi que les phénomènes d'infiltration et d'exfiltration [107].

Au niveau de l'enveloppe du bâtiment, les parois opaques telles que les murs, les plafonds et les planchers, se distinguent par leur coefficient de transmission thermique et leur capacité de stockage de chaleur associée à leur masse thermique. La capacité thermique de cette masse est cruciale lors de l'évaluation des besoins en refroidissement, car elle permet un décalage temporel dans la restitution de la chaleur stockée dans la zone. À l'inverse, la capacité thermique des surfaces vitrées est généralement négligée, bien qu'elles laissent passer le rayonnement solaire, évalué via le coefficient d'apport thermique solaire. Par ailleurs, les dimensions géométriques du bâtiment (surfaces et volumes) sont indispensables pour calculer les charges de climatisation, puisqu'elles délimitent les différentes zones de l'édifice. Dans ce contexte, la fonction de transfert par conduction (CTF) offre un cadre mathématique pour décrire et modéliser la propagation de la chaleur au travers d'un matériau solide, et elle est largement utilisée en simulation thermique des bâtiments afin d'estimer à la fois les pertes et les gains thermiques.

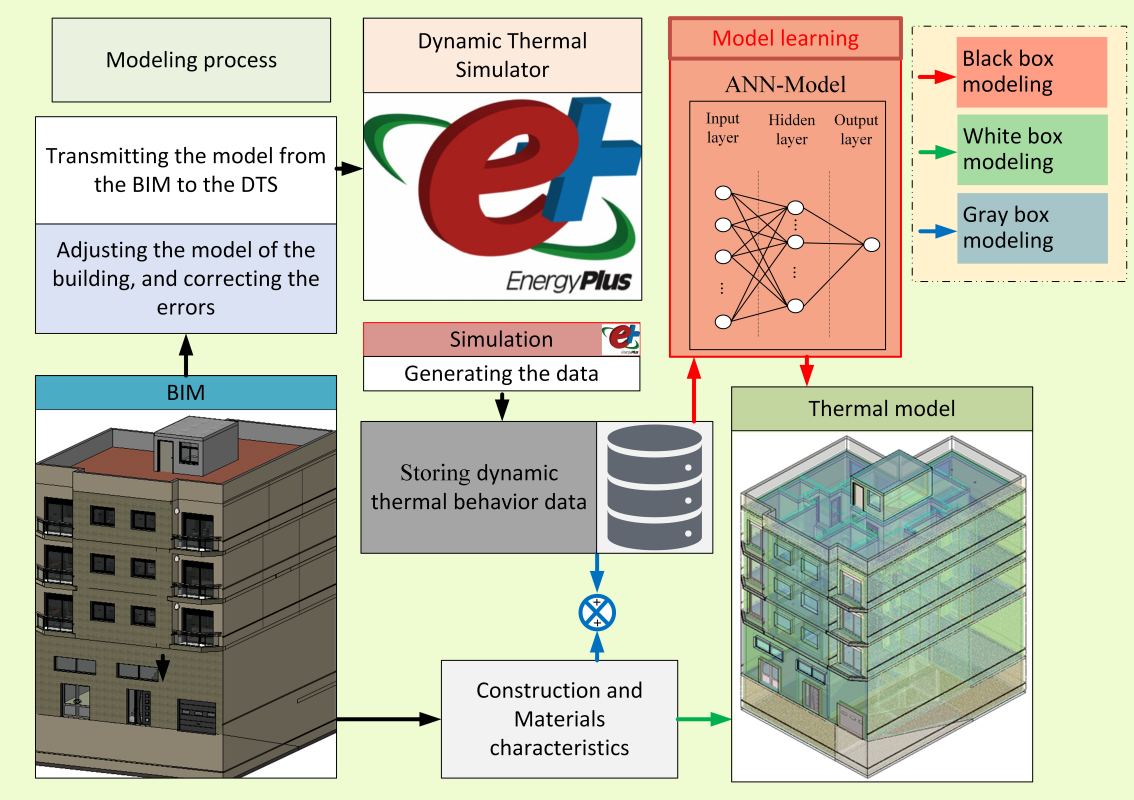


FIGURE 2.2 – *La procédure et la méthodologie pour la conception du modèle énergétique du bâtiment.*

La détermination de l'évolution de la température à l'intérieur de différentes zones du bâtiment repose sur la formulation de bilans énergétiques et d'humidité. La température de l'air dans la zone est influencée par les échanges convectifs avec la surface intérieure des parois qui l'entourent. Simultanément, la température intérieure de ces parois dépend de phénomènes de conduction à travers leur épaisseur et des interactions thermiques sur la face extérieure de la paroi. Cette face extérieure, quant à elle, échange avec l'environnement extérieur par convection (avec l'air extérieur) et, le cas échéant, par rayonnement (solaire et/ou infrarouge).

Ainsi, l'équilibre thermique de la zone résulte d'un ensemble de processus couplés :

- Convection intérieure entre l'air de la zone et la surface interne de la paroi.
- Conduction à l'intérieur même de la paroi.
- Convection (et éventuellement rayonnement) à la surface externe de la paroi avec l'environnement extérieur.

Ces interactions successives doivent être prises en compte dans le modèle pour évaluer précisément la température de l'air dans la zone, ainsi que les échanges de chaleur au niveau de l'enveloppe du bâtiment. Bien que diverses méthodes de calcul de charges existent, nous nous intéresserons ici principalement à celle mise en œuvre par EnergyPlus. Dans ce logiciel, le principe consiste à écrire des bilans d'énergie et d'humidité pour l'air de la zone, puis à résoudre les équations différentielles ordinaires associées grâce à une méthode dite prédicteur-correcteur [108]. Le point de départ est le bilan thermique de l'air de la zone, exprimé par l'équation 2.1 :

$$C_z \frac{dT_z}{dt} = \sum_{i=1}^{N_{\text{Surfaces}}} h_i A_i (T_{si} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{Zones}}} \dot{m}_i C_p (T_{zi} - T_z) + \dot{m}_{\text{inf}} C_p (T_{\text{oo}} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{Sl}}} \dot{Q}_i + \dot{Q}_{\text{sys}} \qquad (2.1)$$

Où :

- $C_z \frac{dT_z}{dt}$ représente l'énergie emmagasinée dans l'air de la zone, avec

$$C_z = \rho_{\text{air}} C_p C_T$$

  ρ_{air} étant la densité de l'air dans la zone, C_p sa chaleur spécifique et C_T un multiplicateur de capacité thermique sensible ;
- $\sum_{i=1}^{N_{\text{SI}}} \dot{Q}_i$ est la somme des charges convexes internes (issues par exemple des occupants, de l'éclairage et des appareils) ;
- $\sum_{i=1}^{N_{\text{Surfaces}}} h_i A_i (T_{si} - T_z)$ correspond aux échanges convectifs avec les surfaces intérieures (dont la température T_{si} dépend fortement de la conduction au travers de la paroi et des échanges côté extérieur) ;
- $\sum_{i=1}^{N_{\text{Zones}}} \dot{m}_i C_p (T_{zi} - T_z)$ traduit les transferts de chaleur liés aux mouvements d'air entre différentes zones ;
- $\dot{m}_{\text{inf}} C_p (T_{\text{oo}} - T_z)$ représente les échanges dus à l'infiltration de l'air extérieur ;
- $\dot{Q}_{\text{sys}}$ est l'énergie apportée (ou extraite) par les systèmes CVC.

En régime permanent (donc sans variation de température de l'air, $\frac{dT_z}{dt} = 0$), on peut négliger le stockage d'énergie dans l'air, et l'on obtient un équilibre entre les flux entrants et sortants, et l'équation 2.1 se simplifie alors en :

$$-\dot{Q}_{\text{sys}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{Surfaces}}} h_i A_i (T_{si} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{Zones}}} \dot{m}_i C_p (T_{zi} - T_z) + \dot{m}_{\text{inf}} C_p (T_{\text{oo}} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{SI}}} \dot{Q}_i \tag{2.2}$$

La capacité de chauffage ou de refroidissement apportée par le système d'air, dépend de la différence d'enthalpie entre l'air de soufflage et l'air ambiant de la zone [108] :

$$\dot{Q}_{\text{sys}} = \dot{m}_{\text{sys}} C_p (T_{\text{fournie}} - T_z) \tag{2.3}$$

Cette relation suppose un équilibre entre le débit d'air soufflé dans la zone et le débit d'air qui en ressort, l'air sortant étant supposé à la température moyenne de la zone. En réintroduisant dans l'équation 2.1, on obtient :

$$C_z \frac{dT_z}{dt} = \sum_{i=1}^{N_{\text{SI}}} \dot{Q}_i + \sum_{i=1}^{N_{\text{Surfaces}}} h_i A_i (T_{si} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{Zones}}} \dot{m}_i C_p (T_{zi} - T_z) + \dot{m}_{\text{inf}} C_p (T_{\text{oo}} - T_z) + \dot{m}_{\text{sys}} C_p (T_{\text{fournie}} - T_z) \tag{2.4}$$

La somme des charges de la zone et de l'énergie fournie par le système détermine ainsi la variation d'énergie stockée dans la zone à chaque instant. Par ailleurs, il est parfois pertinent d'inclure dans C_z une partie de la masse thermique des parois intérieures si l'on considère qu'elle échange de manière quasi instantanée avec l'air ambiant.

EnergyPlus propose trois algorithmes pour résoudre les bilans d'énergie et d'humidité de l'air des zones (définis dans le champ `Algorithm` de l'objet `ZoneAirHeatBalanceAlgorithm`) :

1. Le **troisième ordre de différences arrière**,
2. La **méthode d'Euler**,
3. La **solution analytique**.

Les deux premières méthodes emploient la méthode des différences finies, tandis que la troisième utilise une solution analytique [108]. L'approximation par différences finies peut être décrite par l'équation 2.5 :

$$\frac{dT}{dt} = (\delta t)^{-1} (T_z^t - T_z^{t-\delta t}) + O(\delta t) \tag{2.5}$$

Le calcul de la charge de la zone est un élément clé de ce processus : il sert de point de départ pour déterminer la demande qui sera soumise au système d'air. Ensuite, une simulation du système d'air

précise la capacité effectivement fournie et, si nécessaire, corrige la température de la zone. On parle alors d'un processus de prédiction/correction [108].

Ainsi, pour la méthode de contrôle utilisée dans EnergyPlus, cette dernière tire parti de la "connaissance" du modèle de calcul sur la quantité d'énergie entrant ou sortant de la zone en fonction de la température de l'air de la zone, c'est-à-dire la charge de la zone. En revanche, le véritable contrôleur ne dispose pas de ces informations. Afin d'illustrer la logique de commande employée, on définit la charge nette de la zone comme suit :

$$\dot{Q}_{\text{charge}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{Surfaces}}} h_i A_i (T_{si} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{Zones}}} \dot{m}_i C_p (T_{zi} - T_z) + \dot{m}_{\text{inf}} C_p (T_{\text{oo}} - T_z) + \sum_{i=1}^{N_{\text{SI}}} \dot{Q}_i \tag{2.6}$$

Dans cette relation (équation 2.6), T_z est la température visée dans la zone (souvent la consigne du thermostat). Si le système d'air est suffisamment dimensionné, il peut fournir exactement la puissance nécessaire pour maintenir la zone à cette température de consigne. À défaut, il fonctionne à pleine capacité, sans nécessairement atteindre la consigne, d'où l'importance du bon dimensionnement des équipements CVC. La puissance théoriquement requise est exprimée par :

$$\dot{Q}_{\text{sys}} = \dot{m}_{\text{sys}} C_p (T_{\text{fournie}} - T_{z,\text{désirée}}) \tag{2.7}$$

La conduction thermique à travers une paroi est classiquement décrite par la loi de Fourier, qui stipule que le flux de chaleur est proportionnel au gradient de température dans le matériau. Dans un contexte transitoire, EnergyPlus s'appuie sur la méthode d'espace d'état pour déterminer les fonctions de transfert par conduction. Cette méthode consiste à reformuler le problème de conduction en termes de variables d'état (généralement, les températures nodales au sein de la paroi) et de grandeurs d'entrée (températures intérieures et extérieures), puis à exprimer les flux thermiques aux faces en fonction de ces entrées, (équation 2.8). L'intérêt de cette approche est de permettre une représentation matricielle explicite des transferts thermiques, et d'éliminer la nécessité de résoudre les équations de conduction dans le domaine de Laplace, ce qui facilite les calculs et leur interprétation.

$$\begin{aligned} \frac{dx}{dt} &= [A][x] + [B][u] \\ [y] &= [C][x] + [D][u] \end{aligned} \tag{2.8}$$

Où $[x]$ est un vecteur de variables d'état, $[u]$ est un vecteur d'entrées, $[y]$ est le vecteur de sortie, t est le temps, et $[A]$, $[B]$, $[C]$ et $[D]$ sont des matrices de coefficients. Grâce à l'utilisation de l'algèbre matricielle, le vecteur des variables d'état $[x]$ peut être éliminé du système d'équations et le vecteur de sortie $[y]$ peut être relié directement au vecteur $[u]$ et à l'historique des vecteurs d'entrée et de sortie.

Nous pouvons donc utiliser cette formulation pour résoudre l'équation de conduction thermique transitoire en imposant une grille de différences finies sur les différentes couches de l'élément de construction analysé [109]. Dans ce cas, les variables d'état sont les températures nodales, les températures de l'environnement (intérieur et extérieur) sont les entrées et les flux de chaleur résultants aux deux surfaces sont les sorties. Ainsi, la représentation de l'espace d'état avec des

variables à différences finies prendrait la forme suivante :

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt}\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_n \end{bmatrix} &= [A]\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_n \end{bmatrix} + [B]\begin{bmatrix} T_i \\ T_o \end{bmatrix}, \\ \begin{bmatrix} q_i^{"} \\ q_o^{"} \end{bmatrix} &= [C]\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \\ \vdots \\ T_n \end{bmatrix} + [D]\begin{bmatrix} T_i \\ T_o \end{bmatrix}. \end{aligned} \tag{2.9}$$

Où $T_1, \ldots, T_n$ sont les températures nodales par différence finie, n est le nombre de nœuds, T_i et T_o sont les températures ambiantes intérieure et extérieure, et $q_i^{"}$ et $q_o^{"}$ sont les flux de chaleur (sortie souhaitée).

Dans une configuration encore plus simple, une dalle monocouche, discrétisée en deux nœuds et soumise à des échanges convectifs de part et d'autre, voir figure 2.3, s'exprime ainsi :

$$C\frac{dT_1}{dt} = hA(T_o - T_1) + \frac{T_2 - T_1}{R} \tag{2.10}$$

$$C\frac{dT_2}{dt} = hA(T_2 - T_1) + \frac{T_1 - T_2}{R} \tag{2.11}$$

$$q_i^{"} = h(T_2 - T_i) \tag{2.12}$$

$$q_o^{"} = h(T_1 - T_o) \tag{2.13}$$

où :

- C est la capacité thermique.
- h est le coefficient de convection.
- A est la surface d'échange.
- R est la résistance thermique entre les nœuds 1 et 2.
- T_i est la température intérieure (de la zone).
- T_o la température extérieure.
- T_1 est la température du nœud 1.
- T_2 est la température du nœud 2.

La résistance thermique entre deux nœuds peut se calculer par la relation :

$$R = \frac{L}{kA}, \tag{2.14}$$

où :

- L est l'épaisseur (ou la longueur) de la paroi séparant les deux nœuds ;
- k est la conductivité thermique du matériau ;
- A est la surface d'échange à travers laquelle s'effectue la conduction.

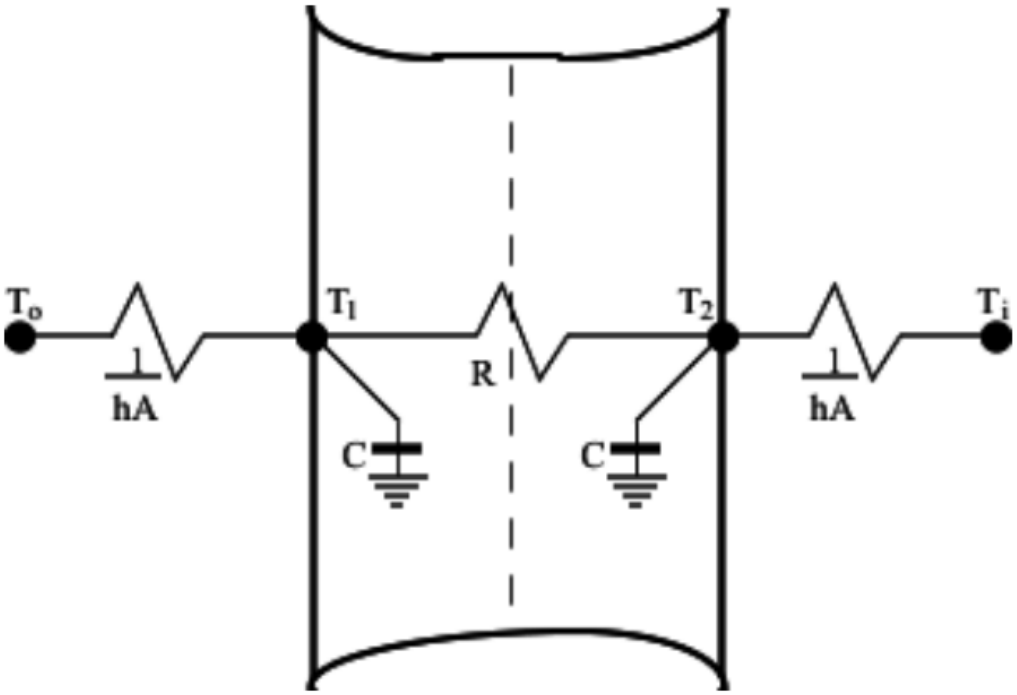


FIGURE 2.3 – *Exemple d'un espace d'états à deux nœuds, [108].*

Plus L est grand ou A est petit, plus la résistance est élevée. À l'inverse, plus k est grand (matériau bon conducteur), plus la résistance est faible.

La capacité thermique d'un nœud peut être estimée par :

$$C = \frac{\rho\, c_p LA}{2}, \tag{2.15}$$

où :

- ρ est la masse volumique (densité) du matériau ;
- c_p est la chaleur spécifique du matériau ;
- L est l'épaisseur considérée pour ce nœud ;
- A est la surface correspondante ;
- Le facteur $\frac{1}{2}$ reflète le fait que l'on attribue la moitié de la masse à chacun des deux nœuds si la paroi est découpée en deux nœuds.

Une capacité thermique plus élevée signifie que le nœud peut absorber ou restituer davantage d'énergie pour un même écart de température, ce qui ralentit les variations de température du nœud.

La mise en forme matricielle de ce système est alors :

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{RC} & \frac{hA}{C} \\ \frac{1}{RC} & -\frac{1}{RC} - \frac{hA}{C} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{hA}{C} & 0 \\ 0 & \frac{hA}{C} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} T_i \\ T_o \end{bmatrix} \tag{2.16}$$

$$\begin{bmatrix} q_i'' \\ q_o'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -h \\ h & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} T_1 \\ T_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & h \\ h & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} T_i \\ T_o \end{bmatrix} \tag{2.17}$$

L'intérêt majeur de la représentation en espace d'état réside dans la possibilité d'éliminer les températures nodales pour obtenir directement les flux de chaleur en fonction des températures

intérieures et extérieures, sans passer par la résolution explicite des transformées de Laplace. En outre, la forme matricielle résultante a une signification plus physique que les fonctions complexes requises par la méthode de la transformée de Laplace [108]. En somme, l'ensemble de ces développements - bilan thermique de l'air de la zone, méthode prédicteur-correcteur pour le contrôle, et fonctions de transfert par conduction - permet à EnergyPlus de modéliser de manière exhaustive et efficace le comportement thermique des différentes zones d'un bâtiment.

Parmi les études qui ont sollicité une approche boîte blanche pour la modélisation de leur bâtiment, nous pouvons trouver l'étude de Bastida et al., cette étude se penche sur les défis de la modélisation dynamique thermique et de la régulation thermique dans les habitations résidentielles, en cherchant à concilier efficacité énergétique et confort des occupants. Leur étude développe des modèles thermiques basés sur l'espace d'état et la fonction de transfert, s'appuyant sur les lois fondamentales du transfert thermique, tout en intégrant des incertitudes paramétriques telles que les variations des propriétés des matériaux, des niveaux d'isolation et des conditions climatiques. Ces incertitudes, souvent négligées dans les approches traditionnelles, sont incorporées pour mieux refléter les comportements thermiques réels et assurer une robustesse accrue des systèmes de contrôle. Un contrôleur proportionnel-intégral (PI) est mis en œuvre pour la régulation de la température intérieure et comparé aux systèmes de type marche/arrêt classiques. Les résultats indiquent que le contrôleur PI permet une réduction d'environ 8 % de la consommation énergétique, tout en maintenant un environnement intérieur stable face aux perturbations externes. Les simulations réalisées sur MATLAB/Simulink valident à la fois la précision du modèle thermique et l'efficacité des stratégies de contrôle proposées. Ces travaux démontrent l'importance d'intégrer les incertitudes paramétriques dans la modélisation dynamique des bâtiments, garantissant ainsi des performances optimales et une meilleure adaptabilité aux conditions réelles, tout en contribuant à une gestion énergétique plus durable et fiable [62].

L'étude menée par Ogunsola et al. s'inscrit aussi dans une approche de modélisation en boîte blanche, en ce sens qu'elle repose sur une formulation analytique explicite des phénomènes physiques sous-jacents au comportement thermique des bâtiments. En développant un modèle simplifié de réseau thermique basé sur les équations de l'espace d'état, les auteurs proposent une représentation rigoureuse et explicite du transfert de chaleur, fondée sur des lois physiques bien établies. Ce modèle vise à estimer en temps réel les besoins en chauffage et en climatisation, en mettant particulièrement l'accent sur l'optimisation des systèmes CVC et le dimensionnement des équipements. Afin de garantir la précision et la stabilité du modèle tout en réduisant la complexité computationnelle, les chercheurs exploitent une technique de matrice exponentielle pour résoudre analytiquement les équations différentielles du système. La validité de leur approche a été démontrée à travers des simulations réalisées sous EnergyPlus, ainsi qu'une étude de cas portant sur un bâtiment de bureaux en saison de refroidissement. Ces expérimentations ont permis de souligner la capacité du modèle à améliorer la précision des estimations de charges thermiques dynamiques par rapport aux approches traditionnelles. En outre, cette méthodologie permet une meilleure adaptation des systèmes CVC aux variations des conditions extérieures et aux fluctuations de l'occupation, contribuant ainsi à une gestion plus efficace de la consommation énergétique. La structuration du modèle autour des réseaux de résistance-capacité (RC) simplifie l'analyse du comportement thermique des différentes composantes du bâtiment, telles que les murs, fenêtres et volumes d'air, tout en maintenant un niveau de précision satisfaisant. Par sa capacité à fournir des résultats en temps réel, ce modèle se révèle particulièrement pertinent pour les applications de contrôle prédictif basé sur modèle (MPC), où il permet d'anticiper les variations de charge et d'optimiser dynamiquement le fonctionnement des équipements. En combinant une approche analytique formelle avec des validations expérimentales rigoureuses, ce travail illustre ainsi l'intérêt des modèles en boîte blanche dans la modélisation des systèmes thermiques des bâtiments, en offrant une meilleure compréhension des mécanismes physiques tout en garantissant une implémentation efficace et opérationnelle des solutions de gestion énergétique.

Une étude récente menée par Dong et al. a traité des systèmes de chauffage intégrant des calo-

ducs (BHSIHP), mettant en avant leur rendement thermique supérieur par rapport aux technologies conventionnelles [110]. Les caloducs, grâce à leur conductivité thermique élevée et leur capacité de transfert de chaleur optimisée, sont particulièrement adaptés aux applications de chauffage au sol et de murs à stockage thermique. L'étude souligne que leur performance thermique dépend de plusieurs facteurs clés, notamment la température de la source de chaleur, les propriétés des fluides caloporteurs et les angles d'installation. Ces caractéristiques influencent directement l'efficacité du transfert de chaleur et la réactivité du système face aux besoins thermiques dynamiques des bâtiments. Toutefois, bien que ces dispositifs offrent un potentiel considérable en matière de confort thermique et d'économie d'énergie, leur efficacité est conditionnée par une optimisation précise de leur conception et de leurs conditions de fonctionnement. Une configuration inadaptée ou une mauvaise sélection des paramètres peut limiter leurs performances et nuire à la stabilité thermique du bâtiment. Ainsi, la modélisation en boîte blanche constitue un outil essentiel pour affiner ces systèmes, en permettant de tester différentes configurations et d'identifier les paramètres optimaux avant leur déploiement [110]. Cette approche garantit une meilleure intégration des caloducs dans les stratégies de gestion thermique intelligente, contribuant ainsi à une réduction significative de la consommation énergétique et à une amélioration du confort des occupants.

L'étude menée par Gök et al. repose sur une modélisation en boîte blanche, combinant les capacités de TRNSYS et de MATLAB pour la simulation dynamique de systèmes de chauffage par le sol assistés par énergie solaire [111]. Ce choix méthodologique se justifie par l'utilisation de principes physiques explicites, incluant des équations thermodynamiques détaillées pour représenter le comportement transitoire des systèmes de stockage thermique et des circuits de chauffage. Cette approche permet de modéliser avec précision l'efficacité énergétique et exergétique, tout en évaluant la réduction des émissions de CO_2 dans divers contextes climatiques. L'étude propose un modèle avancé qui analyse les performances des systèmes de stockage d'énergie thermique à chaleur sensible (SHTES) en lien avec le chauffage par le sol. En fonction des conditions climatiques spécifiques – climat méditerranéen (Izmir) et climat continental (Erzurum) – les résultats montrent que l'intégration de l'énergie solaire améliore considérablement l'efficacité du système et réduit les émissions de 99,6 % en climat méditerranéen et de 50 % en climat continental. Ces conclusions soulignent l'importance d'une conception optimisée, notamment en ajustant les températures de confort et en intégrant des stratégies hybrides, telles que l'association avec un chauffage auxiliaire au gaz naturel. L'apport majeur de ce travail réside dans sa capacité à simuler des conditions dynamiques, prenant en compte les fluctuations temporelles et spatiales du stockage thermique. L'approche en boîte blanche permet ici une analyse détaillée des transferts de chaleur, essentielle pour améliorer l'optimisation des performances du système en fonction des flux solaires et des charges thermiques.

L'étude menée par Tol et al. repose sur une modélisation en boîte blanche, appliquée aux bâtiments multi-zones équipés de systèmes de chauffage [107]. Cette approche se distingue par l'utilisation explicite des équations physiques du transfert de chaleur, permettant une reproduction détaillée des dynamiques thermiques transitoires. En exploitant la technique du réseau (RC), le modèle représente précisément les échanges de chaleur internes et externes en prenant en compte les apports solaires, les pertes thermiques dues à l'infiltration d'air et les interactions entre différentes zones du bâtiment. L'un des atouts majeurs de ce modèle réside dans sa capacité à intégrer des stratégies de régulation avancées, notamment l'utilisation des robinets thermostatiques (TRV), qui ajustent dynamiquement le flux de chaleur en fonction des températures intérieures. De plus, l'inclusion d'un modèle d'exposition solaire permet d'évaluer avec précision l'impact des apports thermiques solaires sur les murs et les fenêtres, en tenant compte des conditions climatiques, de la position géographique et des propriétés multicouches des parois. Ce niveau de détail rend le modèle particulièrement pertinent pour l'optimisation énergétique des bâtiments, en identifiant les opportunités d'économies d'énergie et en réduisant la surchauffe grâce aux systèmes de régulation thermique. Le modèle, développé sous Python, repose sur une formulation en matrices d'état-espace, optimisant ainsi les calculs numériques et facilitant la prédiction du comportement dynamique

du bâtiment face à des conditions changeantes. Une validation expérimentale a été réalisée sur un immeuble de plusieurs étages à Mersin, en Turquie, démontrant que l'influence des apports solaires sur la dynamique thermique du bâtiment est significative, entraînant des réductions de la consommation énergétique dans les régions à fort ensoleillement. Par ailleurs, l'intégration des TRV contribue à limiter les phénomènes de surchauffe, améliorant ainsi le confort thermique des occupants tout en optimisant l'usage de l'énergie. Cependant, certaines limitations du modèle sont mises en évidence, notamment la nécessité d'une entrée manuelle des paramètres de la matrice et l'omission des ponts thermiques et des pertes par ventilation, qui peuvent influencer les performances énergétiques du bâtiment. L'étude recommande ainsi de futures améliorations, telles que le développement de modèles simplifiés adaptés aux simulations de chauffage urbain à grande échelle, ainsi que la conception d'interfaces utilisateur améliorées pour faciliter la configuration et l'exploitation du modèle. L'approche en boîte blanche choisie ici est pertinente car elle repose sur une description physique explicite des phénomènes thermiques et permet une analyse déterministe des performances énergétiques.

L'étude menée par Rasku et al. repose sur une modélisation en boîte blanche, en exploitant un modèle physique détaillé du système énergétique via le framework Backbone, afin d'optimiser le contrôle prédictif basé sur un modèle pour le chauffage résidentiel [81]. L'objectif principal de cette étude est d'intégrer le MPC dans des modèles énergétiques à grande échelle, en adaptant la consommation de chauffage aux fluctuations des prix de l'électricité sur le marché spot. Le modèle est testé sur une maison individuelle moderne en Finlande et un bâtiment résidentiel équipé de pompes à chaleur géothermiques, afin d'évaluer l'impact du contrôle optimisé sur les coûts et l'efficacité énergétique. Les résultats démontrent que les économies annuelles varient de 3,1 % à 17,5 % selon les conditions spécifiques de l'année analysée. De plus, l'étude révèle que l'extension de l'horizon d'optimisation au-delà de 36 heures n'améliore pas significativement les économies, mettant en évidence l'efficacité des optimisations à court terme pour la gestion des coûts de chauffage.

2.3.2.2 Modélisation boîte noire

Contrairement aux modèles en boîte blanche, les modèles en boîte noire reposent uniquement sur des données, sans connaissance explicite des lois physiques du système. Basés sur des algorithmes d'apprentissage automatique comme les réseaux neuronaux artificiels ou les forêts aléatoires, ces modèles apprennent les relations entre les entrées et les sorties à partir de vastes ensembles de données historiques. Ils sont particulièrement adaptés pour capturer des comportements complexes et non linéaires des systèmes CVC et permettent un ajustement dynamique en temps réel. L'étude menée par Stoffel et al. repose sur une modélisation en boîte noire, combinant l'apprentissage automatique ANN avec le contrôle prédictif basé sur modèle pour améliorer la régulation énergétique et la sécurité opérationnelle des bâtiments [112]. L'une des principales limites du MPC classique réside dans sa rigidité face aux environnements dynamiques, car il repose sur des modèles préétablis qui ne s'adaptent pas toujours aux variations réelles des conditions du bâtiment. Pour surmonter cet obstacle, les auteurs ont développé un cadre hybride basé sur les RNA, qui permet d'apprendre directement à partir des données en temps réel et de mettre à jour les paramètres du modèle au fil de l'exploitation. Cette approche améliore la précision des prévisions, tout en réduisant la dépendance aux grandes bases de données d'entraînement initiales. L'étude a été appliquée à un bâtiment équipé de vannes thermostatiques intelligentes et d'une unité de traitement de l'air, où le système MPC basé sur RNA a été entraîné sur seulement deux jours de données. Grâce à l'apprentissage en ligne, le contrôleur a pu s'adapter aux changements environnementaux et aux nouveaux schémas d'utilisation, garantissant ainsi une régulation énergétique optimisée en continu. L'intégration de mesures de sécurité a également permis d'éviter les dysfonctionnements potentiels liés aux erreurs de modèle lors de l'extrapolation des données. Les résultats montrent que le MPC basé sur RNA permet des économies d'énergie comparables aux MPC traditionnels,

tout en augmentant la robustesse et la fiabilité du système. Cependant, les auteurs soulignent que des modèles plus simples, tels que la régression linéaire, bien que moins précis que les RNA, sont plus faciles à paramétrer et à implémenter dans des systèmes de petite envergure, où une flexibilité moindre est acceptable.

L'étude menée par Ming et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en intégrant des techniques ML et l'optimisation PSO pour améliorer la gestion et l'exploitation de l'Internet de l'énergie (EI) [113]. L'EI se distingue par sa structure interconnectée et décentralisée, intégrant des sources d'énergie renouvelable, des dispositifs de stockage et des charges intelligentes. L'un des principaux défis liés à cette infrastructure repose sur l'équilibrage dynamique de la charge et la répartition efficace des ressources énergétiques, notamment face aux fluctuations des énergies renouvelables et aux pics de demande imprévisibles. Pour relever ces défis, les auteurs proposent un cadre hybride ML-PSO. L'efficacité du modèle est évaluée à travers une simulation sur un réseau intelligent, intégrant des sources d'énergie renouvelables et des systèmes de stockage. Les résultats démontrent que l'approche ML-PSO dépasse les méthodes d'optimisation classiques, en offrant une convergence plus rapide et une allocation des ressources plus précise. De plus, ce cadre montre une robustesse accrue face aux variations des conditions opérationnelles, permettant une adaptation dynamique aux fluctuations de l'offre et de la demande énergétique. Cette étude met ainsi en évidence le potentiel des modèles en boîte noire pour la gestion de systèmes énergétiques complexes et dynamiques, où les relations entre variables sont hautement non linéaires et difficiles à modéliser explicitement. L'utilisation de techniques de ML permet d'améliorer la précision des prévisions, tandis que l'optimisation par PSO assure une meilleure allocation des ressources en temps réel.

L'étude menée par Stoffel et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en intégrant des modèles d'apprentissage automatique (ML) pour améliorer la commande prédictive basée sur le modèle (MPC) dans les systèmes énergétiques des bâtiments [102]. Les auteurs comparent trois méthodes d'apprentissage automatique :

- Les ANN, connus pour leur capacité à capturer des relations complexes et non linéaires dans les dynamiques thermiques des bâtiments.
- La régression par processus gaussien (GPR), qui offre des prédictions avec des estimations d'incertitude, utiles pour les systèmes nécessitant une prise de décision robuste.
- La régression linéaire (LR), plus simple à mettre en œuvre et particulièrement adaptée aux environnements moins complexes.

L'étude menée par Gouda et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en utilisant des ANN pour prédire la dynamique thermique des espaces intérieurs des bâtiments, les systèmes de chauffage de l'eau et l'influence du rayonnement solaire [114]. Les auteurs utilisent un réseau neuronal multicouche de type feed-forward, entraîné avec l'algorithme de rétropropagation de Levenberg-Marquardt, pour prédire les températures intérieures en fonction de plusieurs paramètres clés, notamment la température extérieure, l'irradiation solaire, la position de la vanne de chauffage et la température intérieure actuelle. Le modèle a été calibré à partir de données météorologiques réelles collectées durant les mois d'hiver, couplées à un modèle physique validé du bâtiment, afin d'assurer une cohérence avec les conditions réelles de fonctionnement des systèmes de chauffage. L'objectif principal de cette recherche est d'évaluer la capacité des réseaux neuronaux à anticiper précisément les variations de température intérieure, afin d'optimiser les stratégies de contrôle du chauffage et de réduire la consommation énergétique. Grâce à une analyse par décomposition en valeurs singulières (SVD), les résultats montrent que le modèle RNA est capable d'identifier et d'exploiter efficacement les tendances thermiques, permettant ainsi une régulation proactive du chauffage et une meilleure gestion des apports thermiques passifs. Les performances du modèle démontrent une forte aptitude à capturer les dynamiques non linéaires du comportement thermique des bâtiments, offrant ainsi une alternative aux modèles physiques complexes, souvent coûteux en termes de calcul. En fournissant des prévisions précises et exploitables, cette approche permet

d'optimiser le fonctionnement des systèmes CVC, tout en réduisant la consommation énergétique et en améliorant le confort intérieur.

L'étude menée par Georgiou et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en explorant l'utilisation des RNA pour la gestion énergétique des bâtiments [115]. L'objectif principal de cette recherche est d'analyser le potentiel des RNA pour résoudre des problématiques complexes liées à la prédiction, au contrôle et à l'optimisation de la consommation énergétique. Les auteurs soulignent que ces modèles surpassent les approches classiques lorsqu'il s'agit de gérer des systèmes dynamiques et non linéaires, où les interactions entre variables sont difficiles à formaliser par des méthodes purement déterministes. Dans le domaine de la gestion de l'énergie, les réseaux neuronaux artificiels sont employés pour prédire les modèles de consommation énergétique, permettant ainsi une anticipation efficace des besoins énergétiques et une adaptation proactive des systèmes. De plus, ces modèles facilitent la détection des anomalies et l'optimisation en temps réel des équipements énergétiques des bâtiments, en identifiant les écarts entre les consommations prévues et les valeurs observées. L'étude met également en avant l'utilisation des RNA dans le contrôle des systèmes CVC, ainsi que dans la gestion de l'éclairage et l'intégration des énergies renouvelables. Grâce à leur capacité d'apprentissage, ces modèles permettent une régulation optimisée, générant ainsi des économies d'énergie significatives tout en assurant le confort thermique des occupants. Une autre application essentielle concerne la prédiction de la production d'énergie renouvelable locale et de la demande de charge des bâtiments, un enjeu clé pour le déploiement efficace des réseaux intelligents. Les résultats montrent que les architectures de RNA étudiées offrent une adaptabilité robuste à diverses applications énergétiques, grâce à leur capacité à modéliser des relations complexes entre les variables sans nécessiter de connaissances préalables sur la physique du système. Toutefois, cette approche présente certaines limites, notamment le besoin de grandes quantités de données de qualité pour l'entraînement et le manque d'interprétabilité des décisions prises par le modèle.

L'étude menée par Chen et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en utilisant l'apprentissage par renforcement (RL) pour optimiser la coordination des systèmes CVC et la gestion des fenêtres, afin d'améliorer la ventilation naturelle des bâtiments [77]. L'objectif de cette recherche est de surmonter les défis liés à l'intégration de la ventilation naturelle dans les systèmes CVC, un processus qui dépend de facteurs environnementaux variables, tels que la température extérieure, l'humidité, l'ensoleillement et la force du vent. Pour cela, les auteurs utilisent une approche Q-learning sans modèle, permettant au régulateur RL de déterminer de manière autonome les stratégies de contrôle optimales. Cette approche présente l'avantage de ne pas nécessiter de scénarios de décision préétablis, tout en s'adaptant dynamiquement à l'occupation des locaux et aux interactions des utilisateurs. L'efficacité du modèle RL est évaluée à travers des simulations numériques sur un modèle thermique de bâtiment, dans deux environnements climatiques contrastés : un climat chaud et humide (Miami) et un climat chaud et tempéré (Los Angeles). Les résultats démontrent que le contrôle basé sur RL surpasse les méthodes heuristiques basées sur des règles fixes, avec des performances significatives : Réduction de 13 à 23 % de la consommation énergétique des systèmes CVC, diminution de 62 à 80 % des degrés-heures d'inconfort thermique et une baisse de 63 à 77 % des heures d'humidité excessive. Ces résultats montrent que l'approche RL offre une adaptabilité et une robustesse accrues, sans nécessiter d'expertise approfondie en modélisation thermique ou en gestion des systèmes CVC. Contrairement aux contrôleurs traditionnels, souvent limités par des règles statiques et des scénarios prédéfinis, le régulateur RL ajuste proactivement les ouvertures des fenêtres et le fonctionnement du CVC pour optimiser simultanément l'efficacité énergétique et le confort des occupants.

L'étude menée par Villano et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en analysant l'application des méthodes ML et de DL pour la simulation, l'optimisation et la gestion énergétique des bâtiments [72]. L'objectif principal de cette recherche est d'évaluer l'impact des RNA sur l'efficacité énergétique des bâtiments, notamment pour la prédiction de la consommation énergétique, l'optimisation des systèmes CVC, et l'intégration des énergies renouvelables. L'étude passe en revue plus de 70 travaux publiés entre 2018 et 2023, afin de comparer les performances des

différentes techniques d'apprentissage automatique et profond appliquées à la gestion énergétique des bâtiments. Les résultats indiquent que les modèles de Machine Learning les plus fréquemment utilisés pour l'optimisation énergétique sont les arbres de décision, les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support (SVM), en raison de leur robustesse et de leur faible complexité computationnelle. En revanche, les méthodes de Deep Learning, telles que les réseaux neuronaux convolutifs (CNN) et les réseaux de neurones récurrents (LSTM), se distinguent par leur aptitude à traiter des flux de données dynamiques et des systèmes d'énergie renouvelable, bien que leur forte exigence en données et en puissance de calcul constitue une contrainte majeure. L'un des points majeurs abordés concerne la comparaison des RNA avec d'autres méthodes d'apprentissage automatique. Les auteurs soulignent que les RNA sont particulièrement efficaces dans les environnements à grande échelle et à haute dimensionnalité, où les relations non linéaires et temporelles sont prédominantes. Les réseaux de neurones récurrents (RNN) et les architectures LSTM sont notamment mis en avant pour leur capacité à modéliser des séries temporelles complexes, ce qui est essentiel pour anticiper les fluctuations de la consommation énergétique. Cependant, dans les cas où la taille des données est limitée, les modèles RNA souffrent de surapprentissage (overfitting), ce qui réduit leur capacité de généralisation. Dans ces situations, les méthodes d'apprentissage automatique plus classiques, comme les forêts aléatoires et les SVM, offrent souvent des performances plus fiables. L'étude met également en évidence les défis liés aux réseaux neuronaux artificiels, notamment leur dépendance aux grandes bases de données et aux ressources informatiques importantes. En réponse à ces limites, les auteurs recommandent l'utilisation de modèles hybrides combinant ML et DL, ainsi que des approches de régularisation et d'augmentation des données pour améliorer la robustesse des prédictions.

L'étude de Santana et al. repose sur une modélisation en boîte noire, en mettant l'accent sur l'optimisation des architectures et hyper-paramètres des RNA pour la prévision énergétique des bâtiments [116]. L'objectif principal de cette recherche est d'examiner l'impact de l'optimisation des architectures neuronales et des hyper-paramètres sur les performances prédictives des modèles RNA, en particulier dans des contextes où les ensembles de données d'apprentissage sont limités. Les auteurs analysent différentes configurations de réseaux neuronaux, en testant notamment l'influence de la profondeur du réseau, du nombre de neurones par couche, ainsi que des hyper-paramètres tels que le taux d'apprentissage et la taille du lot. Les résultats montrent que les architectures optimisées améliorent significativement la précision des prévisions énergétiques, en permettant aux modèles de mieux s'adapter aux variations contextuelles et aux conditions opérationnelles fluctuantes. L'un des aspects clés de l'étude est l'utilisation d'algorithmes évolutionnaires pour ajuster dynamiquement les hyper-paramètres des modèles RNA. Cette approche favorise une adaptation efficace des réseaux neuronaux aux structures complexes des bâtiments, et optimise leur capacité à modéliser des relations non linéaires dans les jeux de données restreints. Toutefois, les auteurs observent que lorsque les ensembles de données sont volumineux, la différence de performance entre les réseaux neuronaux avancés et les méthodes classiques de ML, comme les forêts aléatoires et le gradient boosting, tend à diminuer. Ces méthodes ML plus conventionnelles, en raison de leur faible exigence en ressources informatiques et de leur facilité d'interprétation, constituent souvent une alternative efficace pour les petits ensembles de données et offrent une meilleure transparence dans les processus décisionnels et la conformité réglementaire. Dans un cadre applicatif, les modèles RNA optimisés démontrent une performance exceptionnelle dans la prévision de la consommation énergétique des bâtiments, même lorsque les conditions environnementales et opérationnelles sont changeantes.

Szczepaniuk et al. repose leur étude sur une modélisation en boîte noire, en mettant en avant l'usage des RNA, des algorithmes méta-heuristiques et des systèmes de logique floue pour optimiser la gestion énergétique et l'intégration des énergies renouvelables [117]. L'étude explore trois grandes catégories d'algorithmes : les RNA, qui modélisent des relations complexes pour la prédiction des productions énergétiques et des consommations ; les algorithmes méta-heuristiques, comme les algorithmes génétiques et les PSO, qui permettent d'optimiser la répartition des ressources

énergétiques ; et les systèmes d'inférence floue, qui prennent en compte les incertitudes et permettent des ajustements dynamiques face aux variations imprévues. Ces technologies sont appliquées à la détection des défaillances, la réduction des pertes énergétiques et la cybersécurité des réseaux intelligents, améliorant ainsi la résilience et l'efficacité des infrastructures énergétiques. Toutefois, l'étude met en avant plusieurs obstacles, notamment la qualité et la disponibilité des données, les exigences informatiques élevées et les contraintes réglementaires, qui freinent l'adoption généralisée de ces solutions. Les auteurs recommandent une approche interdisciplinaire, associant intelligence artificielle, ingénierie énergétique et cybersécurité, afin de concevoir des modèles évolutifs et robustes capables de répondre aux enjeux de la transition énergétique.

Mahajan et al. exploitent les réseaux neuronaux bayésiens (BNN) pour quantifier les incertitudes et améliorer la fiabilité des prévisions énergétiques [118]. Contrairement aux modèles traditionnels, le BNN fournit des prévisions probabilistes plutôt que déterministes, offrant une meilleure gestion des variations de la consommation énergétique. Validé sur les données du Lawrence Berkeley National Laboratory (LBNL), le modèle surpasse les LSTM et les forêts aléatoires par quantile (QRF) en termes de précision et de généralisation. Cette recherche souligne l'intérêt des modèles probabilistes pour une gestion énergétique optimisée, en intégrant les incertitudes inhérentes aux environnements dynamiques des bâtiments.

Xue et al. utilisent l'apprentissage automatique (ML), notamment les réseaux neuronaux profonds (DNN), pour améliorer la commande prédictive basée sur le modèle (MPC) des systèmes CVC [92]. En s'entraînant sur des données historiques et en temps réel, ces modèles capturent les relations non linéaires complexes entre les conditions environnementales, l'occupation et la consommation énergétique, surpassant les approches traditionnelles. L'intégration de l'IA dans la MPC permet d'optimiser les signaux de contrôle, de réduire la charge computationnelle, et d'accroître la capacité d'adaptation dynamique des systèmes CVC face aux fluctuations climatiques et aux coûts énergétiques. Les simulations et tests en conditions réelles confirment des économies d'énergie significatives, une meilleure qualité de l'air intérieur et une satisfaction accrue des occupants, faisant de cette approche un levier clé pour l'efficacité énergétique des bâtiments.

2.3.2.3 Modélisation boîte grise

La modélisation en boîte grise combine les avantages des deux approches précédentes, en intégrant des connaissances physiques tout en exploitant des données expérimentales pour affiner les prédictions. Ces modèles utilisent souvent des équations physiques simplifiées couplées à des techniques d'apprentissage automatique pour améliorer leur précision et leur robustesse. Ils offrent un compromis idéal entre interprétabilité, précision et flexibilité, permettant une meilleure adaptabilité aux conditions réelles et une calibration plus efficace. De plus, leur capacité à évoluer avec des données en temps réel les rend particulièrement adaptés aux systèmes énergétiques dynamiques des bâtiments.

L'intégration des modèles de contrôle prédictif (RC) avec l'apprentissage automatique (ML) ouvre la voie à des approches hybrides particulièrement efficaces pour la gestion énergétique des bâtiments. Tandis que les modèles RC capturent fidèlement les propriétés physiques et thermiques des structures, les algorithmes d'apprentissage automatique exploitent des volumes de données historiques et en temps réel pour affiner les prévisions et optimiser le fonctionnement des systèmes CVC. Cette synergie permet d'améliorer la précision du contrôle prédictif basé sur modèle (MPC) en réduisant les incertitudes liées aux variations climatiques et aux comportements d'occupation. Grâce à l'apprentissage automatique, ces modèles hybrides sont capables d'effectuer des ajustements dynamiques aux paramètres de régulation climatique en prenant en compte des facteurs externes difficiles à modéliser par des approches purement physiques, comme l'ensoleillement, les pertes thermiques internes et les fluctuations de l'occupation. En intégrant ces informations aux modèles thermiques, les systèmes de gestion énergétique deviennent plus adaptatifs et intelligents, optimisant les réglages du chauffage, de la ventilation et de la climatisation de manière plus fine et contextuelle.

Cette approche hybride confère aux systèmes CVC une meilleure capacité d'adaptation aux non-linéarités et aux conditions évolutives des environnements bâtis. Des études récentes montrent que l'utilisation conjointe de modèles thermiques et de techniques d'intelligence artificielle permet non seulement d'améliorer le rendement énergétique, mais aussi de garantir un meilleur confort thermique pour les occupants [63]. En s'appuyant sur des méthodes fondées sur les données, ces systèmes peuvent évoluer et s'auto-ajuster, réduisant ainsi les coûts énergétiques tout en assurant une gestion durable des ressources énergétiques des bâtiments.

L'étude menée par Morkunaite et al. adopte une modélisation en boîte grise, combinant des principes physiques déterministes avec des données issues de l'Internet des Objets (IoT) pour optimiser la gestion énergétique des bâtiments via des jumeaux numériques prédictifs [119]. Contrairement à une approche en boîte blanche, qui repose exclusivement sur des équations physiques et des paramètres définis, la boîte grise intègre des données en temps réel afin d'améliorer la précision des prévisions et d'adapter le modèle aux variations des conditions réelles. Cette approche permet ainsi de réduire l'écart entre la modélisation théorique et la dynamique thermique réelle des bâtiments. Le modèle proposé par Morkunaite et al. repose sur une modélisation 3D du bâtiment et l'intégration de données en direct pour affiner les stratégies de gestion thermique. Cette approche est particulièrement avantageuse pour les immeubles de grande hauteur, où les flux de chaleur internes et externes varient considérablement en fonction de l'exposition au soleil, des schémas d'occupation et des équipements énergétiques. En associant des simulations thermiques détaillées à des flux de données dynamiques, cette modélisation en boîte grise permet d'optimiser le contrôle prédictif des systèmes CVC, réduisant ainsi la consommation énergétique et améliorant le confort des occupants.

L'étude menée par Mkhinini et al. repose sur une modélisation en boîte grise, appliquée aux systèmes de construction activés par la chaleur (TABS) [120]. Les TABS sont des technologies qui intègrent directement le chauffage et le refroidissement dans la structure du bâtiment, exploitant la capacité thermique des matériaux pour optimiser le stockage et la restitution de chaleur. Toutefois, leur conception et leur régulation sont complexes, en raison de leur forte inertie thermique et de leur interaction avec les autres éléments du bâtiment. L'étude propose ainsi un modèle de remplacement d'échangeur thermique, basé sur des fonctions de transfert, permettant une modélisation simplifiée tout en conservant une représentation fidèle des variations temporelles des transferts thermiques. Grâce à cette approche en boîte grise, l'étude parvient à accélérer les simulations tout en garantissant un niveau de précision suffisant pour évaluer l'impact énergétique des TABS. Contrairement à une modélisation en boîte blanche, qui aurait nécessité des calculs plus lourds à partir d'équations thermodynamiques détaillées, l'utilisation de fonctions de transfert empiriques permet de réduire la complexité computationnelle. Les résultats de cette étude démontrent que la prise en compte des fluctuations temporelles des transferts thermiques améliore significativement la conception et l'optimisation des TABS. Ces conclusions ouvrent la voie à des recherches futures, notamment sur l'intégration de systèmes TABS avec des algorithmes de contrôle avancés, tels que le contrôle prédictif basé sur modèle (MPC), ou encore leur association avec des énergies renouvelables pour maximiser leur efficacité énergétique et leur durabilité. Cette approche hybride, combinant modélisation physique et ajustements empiriques, positionne ainsi les TABS comme une solution performante et durable pour la régulation thermique des bâtiments modernes.

L'étude menée par Ding et al. repose sur une modélisation en boîte grise, visant à optimiser l'efficacité énergétique des systèmes CVC domestiques, en combinant des principes thermodynamiques avec des ajustements empiriques basés sur les données en temps réel [121]. Ce modèle intègre les lois fondamentales du transfert thermique, des flux d'air et des cycles de refroidissement, tout en ajustant dynamiquement ses paramètres grâce aux données expérimentales collectées via des capteurs embarqués. Cette approche permet ainsi d'affiner les prévisions de consommation énergétique et d'adapter les réglages opérationnels aux variations environnementales et aux conditions spécifiques du système. Dans leur étude, les auteurs se concentrent sur l'optimisation du fonctionnement des climatiseurs split domestiques, en modélisant leur capacité de refroidissement

et leur consommation d'énergie en fonction des conditions atmosphériques intérieures et extérieures. Contrairement aux modèles purement physiques (boîte blanche), qui nécessitent une connaissance approfondie de tous les phénomènes thermiques et des interactions complexes du système, cette approche en boîte grise permet une meilleure adaptabilité aux configurations réelles des équipements en ajustant les équations théoriques aux conditions d'utilisation spécifiques. L'incorporation de données empiriques en temps réel améliore ainsi la précision des simulations, tout en maintenant une bonne interprétabilité des résultats. L'un des points forts du modèle développé par Ding et al. réside dans sa capacité à ajuster dynamiquement les paramètres du thermostat, à optimiser les flux d'air et à réguler le fonctionnement des compresseurs, permettant ainsi une réduction significative de la surconsommation énergétique. De plus, l'étude explore l'intégration de fonctionnalités de maintenance prédictive, qui permettent de détecter les anomalies telles que les fuites de fluide frigorigène ou les obstructions des conduits d'air. Cette approche améliore la fiabilité et la durabilité des systèmes CVC, réduisant ainsi les coûts d'exploitation et l'empreinte environnementale.

L'étude menée par Sánchez-Zabala et al. repose sur une modélisation en boîte grise, combinant des modèles physiques explicites avec des techniques d'apprentissage automatique pour améliorer la gestion énergétique à l'échelle des quartiers [79]. Cette approche hybride, connue sous le nom de méta-modélisation, vise à remplacer les stratégies de contrôle réactives par des stratégies de contrôle prédictives, en optimisant la flexibilité de la demande énergétique et en réduisant les coûts et la consommation. L'un des défis majeurs du contrôle prédictif basé sur modèle (MPC) traditionnel réside dans son exigence en ressources computationnelles. En effet, les modèles purement physiques offrent des prédictions précises et généralisables mais nécessitent des calculs lourds, tandis que les modèles basés sur l'apprentissage automatique sont plus rapides mais limités par la qualité et la diversité des données d'entraînement. En intégrant les avantages de ces deux approches, les méta-modèles développés par les auteurs assurent une meilleure généralisation tout en réduisant la charge computationnelle, ce qui améliore l'efficacité du contrôle énergétique. Dans leur étude, les auteurs ont élaboré et testé ces méta-modèles sur des bâtiments résidentiels et éducatifs du quartier Stepanovic à Belgrade, en utilisant Modelica pour simuler les systèmes énergétiques des bâtiments et le chauffage urbain. Différents algorithmes d'apprentissage automatique, notamment les machines à vecteurs de support et des techniques d'ensemble comme le Gradient Boosting, ont été évalués en fonction de leur précision et de leur efficience. Les résultats obtenus montrent que les méta-modèles optimisés atteignent un niveau d'optimisation énergétique similaire aux solutions traditionnelles EnergyPlus-GENOPT, tout en réduisant significativement le temps de calcul et en permettant des économies d'énergie de 5 à 10 %.

L'étude menée par Wu et al. repose sur une modélisation en boîte grise, combinant une approche sémantique basée sur les ontologies avec des modèles énergétiques traditionnels pour améliorer l'interopérabilité et l'efficacité des simulations énergétiques des bâtiments [122]. L'un des principaux défis des simulations énergétiques réside dans la difficulté d'intégrer et de standardiser des flux de données variés, notamment les conditions climatiques, les caractéristiques architecturales et les comportements des occupants. Wu et ses collaborateurs proposent de surmonter ces limites grâce à une ontologie structurée, qui permet de normaliser et d'harmoniser l'échange d'informations entre différents outils de simulation énergétique et systèmes de gestion de l'énergie des bâtiments. Dans leur étude, les auteurs appliquent cette approche à un bâtiment intelligent équipé d'un système multizone de CVC. Grâce à l'interopérabilité assurée par l'ontologie, le modèle de simulation est capable de s'adapter dynamiquement aux changements environnementaux et aux variations de la demande énergétique. Ce cadre permet ainsi des ajustements instantanés dans l'exploitation des systèmes CVC, favorisant une optimisation énergétique sans compromettre le confort des occupants. Les résultats montrent que l'approche ontologique réduit significativement le temps de préparation et de validation des données, tout en facilitant l'extension du modèle par l'intégration de nouvelles catégories de données avec un effort minimal. En améliorant la flexibilité et la scalabilité des modèles énergétiques, cette approche renforce la capacité des bâtiments intelligents à s'adapter aux conditions en temps réel, permettant une prise de décision plus rapide et plus précise en matière

d'optimisation énergétique.

L'étude menée par Shen et al. repose sur une modélisation en boîte grise, combinant des modèles physiques de simulation énergétique avec une approche probabiliste bayésienne pour améliorer la précision et la fiabilité des projections énergétiques des bâtiments [123]. L'un des défis majeurs des techniques d'étalonnage conventionnelles réside dans leur incapacité à capturer pleinement les incertitudes inhérentes aux systèmes énergétiques des bâtiments. Ces incertitudes peuvent provenir de données capteurs imprécises, d'informations incomplètes ou de simplifications appliquées au modèle physique. Pour pallier ces limitations, les auteurs proposent un cadre d'étalonnage bayésien en deux phases :

- Définition des distributions antérieures des paramètres incertains du modèle, basées sur l'expertise du domaine ou des données historiques.
- Mise à jour itérative des distributions postérieures, grâce aux données réelles collectées, en utilisant un algorithme de Monte Carlo par chaîne de Markov (MCMC).

Cette approche a été appliquée à un bâtiment de bureaux équipé d'un système CVC détaillé, où le modèle a été calibré avec des relevés de température intérieure et de consommation d'énergie à une fréquence inférieure à l'heure. Les résultats montrent que l'étalonnage bayésien offre une précision supérieure aux méthodes classiques, réduisant significativement les erreurs de prédiction sur la consommation énergétique et les variations de température. De plus, les distributions a posteriori fournissent des informations essentielles sur l'incertitude des paramètres, permettant d'orienter les stratégies d'amélioration énergétique et les décisions de rénovation. Cette recherche souligne l'importance d'intégrer des approches probabilistes dans la modélisation énergétique des bâtiments, notamment pour les applications en contrôle et optimisation en temps réel.

L'étude menée par Chen et al. repose sur une modélisation en boîte grise, en intégrant à la fois des modèles de simulation physique et des techniques d'apprentissage automatique (ML) pour améliorer le contrôle prédictif dynamique des systèmes énergétiques des bâtiments [82]. L'objectif de cette étude est de dépasser les limites des stratégies de contrôle classiques, qui s'appuient soit sur des mécanismes de rétroaction pure, soit sur des modèles prédictifs isolés sans exploiter pleinement les dynamiques thermiques et énergétiques des bâtiments. Le modèle utilise une approche par fenêtre glissante, dans laquelle les sorties simulées sont réinjectées dans l'algorithme ML pour réduire progressivement les erreurs de prévision et affiner les actions de contrôle. Cette boucle auto-adaptative permet au système de prendre en compte les fluctuations des conditions opérationnelles et d'anticiper plus précisément les perturbations énergétiques. L'efficacité de cette stratégie a été évaluée sur un système de chauffage en environnement contrôlé, où elle a démontré une réduction de la consommation d'énergie de 15 % par rapport aux approches traditionnelles de contrôle prédictif. De plus, l'étude met en avant la compatibilité du modèle avec les systèmes de gestion de l'énergie des bâtiments déjà existants, facilitant ainsi son intégration dans des infrastructures opérationnelles réelles.

L'étude menée par Shabani et al. repose sur une modélisation en boîte grise, exploitant des analogies avec les circuits électriques pour simuler et optimiser les systèmes énergétiques des bâtiments [124]. L'étude explore trois principaux domaines d'application : la dynamique thermique de l'enveloppe des bâtiments, la modélisation des équipements électriques et l'optimisation des systèmes solaires thermiques. Pour caractériser le transfert de chaleur et le stockage thermique, les auteurs utilisent des analogies de circuits RC et analysent différentes topologies, telles que 2R1C et 3R2C, démontrant que ces représentations simplifiées permettent une simulation rapide et précise pour les stratégies de contrôle et d'optimisation énergétique. Cette méthodologie est également appliquée aux appareils électrothermiques, tels que les chauffe-eau, fours et réfrigérateurs, où des schémas électriques équivalents reproduisent efficacement les cycles de chauffage et de stockage thermique. Dans le domaine des énergies renouvelables, les chercheurs montrent que l'application d'analogies électriques aux systèmes solaires thermiques permet une meilleure compréhension des performances énergétiques sous différentes conditions opérationnelles. L'un des atouts majeurs

de cette approche réside dans sa capacité à concilier précision et rapidité de calcul, la rendant idéale pour des applications en temps réel dans les systèmes de gestion énergétique. Toutefois, des défis subsistent, notamment l'amélioration de l'adaptabilité des modèles aux environnements dynamiques, l'intégration des données en temps réel et une meilleure représentation des interactions entre systèmes thermiques et électriques.

L'étude Krannichfeldt et al. repose sur une modélisation en boîte grise, en intégrant les principes physiques de la thermodynamique aux approches basées sur les données, afin d'améliorer la prédiction de la performance énergétique des bâtiments [125]. La recherche explore quatre stratégies hybrides : l'intégration des résultats des modèles physiques dans les modèles basés sur les données, l'apprentissage résiduel des écarts entre données simulées et réelles, la modélisation de substitution et le réglage fin des modèles prédictifs. Une étude de cas portant sur la dynamique de la température intérieure montre que l'accessibilité accrue aux capteurs et une documentation détaillée des bâtiments améliorent considérablement les performances des modèles hybrides. En particulier, les modèles d'apprentissage résiduel intégrant des réseaux de neurones feedforward (FNN) surpassent d'autres approches dans diverses configurations, grâce à leur capacité à corriger dynamiquement les erreurs de prédiction des modèles physiques. L'étude met également en évidence l'intérêt des valeurs de Shapley pour expliquer les décisions des modèles hybrides, en prenant en compte les corrélations complexes entre les différentes variables d'entrée. Ces résultats illustrent le potentiel des modèles hybrides à allier la précision des modèles physiques avec l'adaptabilité des méthodes d'apprentissage automatique, offrant ainsi une solution robuste et flexible pour les systèmes énergétiques des bâtiments dans des environnements opérationnels complexes.

Wang et al. combinent des principes physiques et des données empiriques pour évaluer la performance thermique transitoire des bâtiments [11]. En intégrant une analyse fréquentielle de l'enveloppe du bâtiment et un modèle thermique interne simplifié, les auteurs optimisent les paramètres à l'aide d'algorithmes génétiques . Cette approche hybride pallie les limites des modèles en boîte blanche, trop complexes à appliquer en temps réel, et des modèles en boîte noire, dépourvus d'interprétabilité physique. Validée sur un bâtiment de bureaux soumis à des conditions climatiques réelles, elle démontre une précision améliorée tout en conservant une efficacité computationnelle, ce qui en fait un outil robuste pour l'optimisation énergétique et les stratégies de contrôle thermique des bâtiments.

En résumé, la modélisation énergétique apparaît comme un maillon central entre le volet passif et l'optimisation active des systèmes CVC. En fournissant des représentations fiables du comportement thermique et hygrométrique, elle conditionne l'efficacité des stratégies de contrôle avancées et ouvre la voie à une gestion énergétique plus fine et durable. Ces éléments permettent désormais de conclure ce chapitre en mettant en perspective les enseignements tirés et les pistes qui guideront la suite de notre travail.

2.4 Conclusion

L'analyse des différentes études met en évidence l'évolution des stratégies de gestion énergétique des bâtiments, avec une transition des modèles purement physiques vers des approches hybrides et basées sur les données. Les modèles en boîte blanche, bien qu'exacts, sont souvent coûteux en calcul et difficiles à ajuster aux conditions réelles. À l'inverse, les modèles en boîte noire, notamment ceux basés sur l'apprentissage automatique et les réseaux neuronaux artificiels, permettent de capturer les dynamiques complexes des systèmes CVC, en s'adaptant aux variations de l'environnement et aux comportements des occupants.

Les recherches démontrent que l'intégration de l'ANN dans la commande prédictive basée sur un modèle présente plusieurs avantages. D'une part, elle améliore la précision des prédictions en

capturant les relations non linéaires entre température intérieure, occupation, conditions météorologiques et fonctionnement des systèmes CVC. D'autre part, elle optimise les signaux de contrôle en temps réel, permettant de réduire la consommation d'énergie et d'assurer un confort thermique optimal.

Les études confirment également que les ANN surpassent les méthodes classiques en termes d'adaptabilité et d'efficacité énergétique, notamment dans des scénarios où les conditions varient rapidement. En combinant l'apprentissage sur données historiques et en temps réel, ces modèles permettent une régulation dynamique et proactive, réduisant ainsi la charge computationnelle par rapport aux modèles purement physiques. De plus, l'incorporation de réseaux neuronaux inspirés par la physique assure une meilleure interprétabilité et robustesse des prédictions.

En conclusion, la mise en place d'un MPC basé sur un ANN représente une solution optimale qui allie précision, efficacité computationnelle et adaptabilité, en exploitant les avantages des approches physiques et data-driven. Cette approche constitue ainsi un levier clé pour l'optimisation énergétique des bâtiments, contribuant à des réductions significatives de la consommation énergétique tout en garantissant le bien-être des occupants.

Toutefois, l'amélioration des performances énergétiques ne peut reposer uniquement sur l'optimisation de l'enveloppe et des systèmes CVC. La transition vers un bâtiment durable exige également l'intégration et le pilotage intelligent des énergies renouvelables. Le chapitre suivant sera donc consacré à la modélisation et au contrôle des énergies alternatives, qui viennent compléter les approches passives et actives étudiées jusqu'ici.

3

Modélisation et contrôle des énergies alternatives

Ce chapitre est consacré aux systèmes hybrides d'énergies renouvelables. Après avoir présenté leurs différentes architectures et modes de fonctionnement, il met l'accent sur l'intégration du solaire photovoltaïque et de l'éolien, en abordant les modèles mathématiques, les techniques de suivi du point de puissance maximale et les stratégies de commande associées. L'analyse se poursuit avec l'étude des solutions de stockage d'énergie, qui jouent un rôle central pour compenser l'intermittence des sources renouvelables et assurer la stabilité des réseaux électriques. Enfin, ce chapitre met en évidence les enjeux techniques et les perspectives de développement de ces technologies dans le cadre de la transition énergétique.

Sommaire

3.1 Introduction 58
3.2 L'Émergence Rapide des Énergies Vertes 58
3.3 Architectures HRES 62
3.4 Énergie solaire 64
3.4.1 Technologie des panneaux PV 66
3.4.2 Modélisation électrique des panneaux PV 66
3.4.3 Les techniques MPPT 71
3.5 L'énergie éolienne 82
3.5.1 Concept et Composants d'une Éolienne 82
3.5.2 Classification et Types d'Éoliennes 82
3.5.3 Principe de Fonctionnement d'une Éolienne 83
3.5.4 Implantation et Critères de Sélection des Sites 84
3.5.5 Modélisation de l'Énergie Cinétique et de la Puissance du Vent 85
3.5.6 Avancées technologiques et stratégies de contrôle pour l'optimisation des éoliennes modernes 87
3.5.7 Potentiel, Défis et Perspectives de l'Éolien 89
3.6 L'Énergie Hydraulique 89
3.7 L'Énergie Géothermique 91

3.8 La Biomasse et le Biogaz 91
3.9 L'Énergie Nucléaire 92
3.10 L'Hydrogène Vert 93
3.11 Les technologies de stockages 93
3.11.1 Stockage par batteries 93
3.11.2 Stockage mécanique 101
3.11.3 Stockage thermique 103
3.11.4 Stockage chimique 104
3.11.5 Stockage magnétique 104
3.12 Conclusion 105

3.1 Introduction

Le chapitre 2 a présenté un état des lieux des exigences réglementaires et des solutions techniques mises en œuvre dans les bâtiments, en soulignant l'importance de la gestion énergétique pour garantir à la fois la conformité et le confort des occupants. Toutefois, ces approches demeurent limitées si elles ne tiennent pas compte de la disponibilité et de la variabilité des sources d'énergie qui alimentent le bâtiment.

Le présent chapitre s'attache donc à l'étude des énergies alternatives et à leur potentiel d'intégration dans des systèmes hybrides. L'objectif n'est pas encore de proposer une stratégie de contrôle ou d'optimisation – ce qui sera traité dans les chapitres suivants – mais de présenter et modéliser les principales ressources énergétiques susceptibles d'être exploitées, qu'elles soient renouvelables (photovoltaïque, éolien, hydraulique, géothermie, biomasse, hydrogène vert) ou de soutien (stockage, groupes électrogènes, nucléaire dans une perspective bas-carbone).

En établissant ce panorama et en posant les bases de modélisation, ce chapitre constitue un socle théorique essentiel à la deuxième partie du manuscrit. Il prépare l'étude des mécanismes d'optimisation et de pilotage énergétique, tout en mettant en évidence les contraintes, les complémentarités et les défis liés à l'usage combiné de ces différentes ressources.

Dans un premier temps, nous introduisons le contexte général et la montée en puissance des énergies renouvelables dans le mix énergétique. Nous examinons ensuite en détail l'énergie solaire photovoltaïque, depuis ses principes de fonctionnement jusqu'aux méthodes de suivi du point de puissance maximale. L'analyse se poursuit avec l'énergie éolienne et sa modélisation, avant d'aborder d'autres filières telles que l'hydroélectricité, la géothermie, la biomasse, l'hydrogène vert et le nucléaire, envisagé dans une perspective bas-carbone. Enfin, le chapitre se conclut par la présentation des technologies de stockage d'énergie, qui jouent un rôle clé dans la flexibilité et la fiabilité des systèmes hybrides.

3.2 L'Émergence Rapide des Énergies Vertes

La transition énergétique mondiale traverse aujourd'hui une phase d'accélération inédite. Face à l'urgence climatique et à la nécessité de réduire drastiquement les émissions de gaz à effet de serre, les États s'efforcent de diminuer leur dépendance aux combustibles fossiles, encore dominants dans le mix énergétique mondial. Dans ce contexte, les énergies renouvelables apparaissent comme un levier incontournable. Leur déploiement, qui s'intensifie depuis une décennie, s'accompagne d'innovations technologiques, d'investissements publics et privés croissants et de politiques incitatives renforcées.

Les projections de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) annoncent ainsi une croissance remarquable d'ici 2030, avec une augmentation de 2,7 fois la capacité actuelle, bien que cela reste en dessous de l'objectif de triplement fixé lors de la COP28. Cette croissance est principalement menée par l'énergie solaire et éolienne, qui représentent ensemble 95% de l'expansion grâce à leur compétitivité accrue par rapport aux énergies fossiles [126]. Ainsi, la part des énergies renouvelables dans la consommation énergétique mondiale devrait passer de 13% en 2023 à près de 20% en 2030. Cette évolution vers un mix énergétique plus vert souligne l'adoption croissante des technologies renouvelables dans les différents secteurs, incluant les transports et le chauffage. L'accroissement de cette part reflète également l'engagement des gouvernements à travers des politiques incitatives et des objectifs de transition énergétique de plus en plus ambitieux.

En 2022, la capacité installée d'électricité renouvelable a atteint un niveau record avec l'ajout de 340 gigawatts (GW). Cette croissance représente une avancée importante par rapport aux années précédentes et est soutenue par des politiques climatiques ambitieuses adoptées par de

nombreuses nations. Ces ajouts historiques montrent un virage significatif vers des sources d'énergie plus propres, répondant partiellement aux objectifs de réduction des émissions mondiales. Cette augmentation record est un indicateur du potentiel de déploiement rapide des énergies renouvelables dans les décennies à venir.

Parmi les différentes filières, le solaire photovoltaïque occupe une place de premier plan. Grâce à une baisse continue des coûts et à une adoption mondiale croissante, il est aujourd'hui la seule technologie véritablement alignée avec la trajectoire de neutralité carbone à l'horizon 2050. Ce rôle stratégique est d'autant plus marqué dans les pays bénéficiant d'un fort ensoleillement, où le solaire offre une alternative crédible aux énergies fossiles importées. L'énergie éolienne, de son côté, progresse de manière régulière mais reste encore en deçà du rythme nécessaire pour atteindre les cibles climatiques. Si ses perspectives sont prometteuses, notamment dans l'offshore, son développement est encore freiné par des contraintes de planification, des obstacles techniques et une acceptabilité sociale parfois limitée. Néanmoins, sa capacité à fournir une énergie abondante et propre en fait une composante incontournable de la transition, à condition de lever ces obstacles.

L'hydroélectricité, une des sources d'énergie renouvelable les plus anciennes, maintient une croissance stable. Bien qu'elle contribue déjà de manière significative au mix énergétique, des efforts supplémentaires sont nécessaires pour moderniser les infrastructures existantes et augmenter la capacité dans des régions encore sous-exploitées. Cette source d'énergie, réputée pour sa fiabilité et sa capacité de stockage, reste cruciale pour la stabilité du réseau, notamment dans un contexte où d'autres énergies renouvelables comme le solaire et l'éolien sont davantage intermittentes. L'énergie géothermique reste sous-développée malgré son potentiel à fournir une électricité constante et faible en émissions. Bien que sa contribution actuelle soit relativement faible par rapport à d'autres technologies renouvelables, la géothermie peut jouer un rôle significatif dans certaines régions géologiquement favorisées. Pour maximiser l'impact de la géothermie, des investissements dans l'exploration et le développement des infrastructures sont nécessaires, ce qui pourrait soutenir une diversification importante du mix énergétique tout en aidant à atteindre les objectifs de décarbonation.

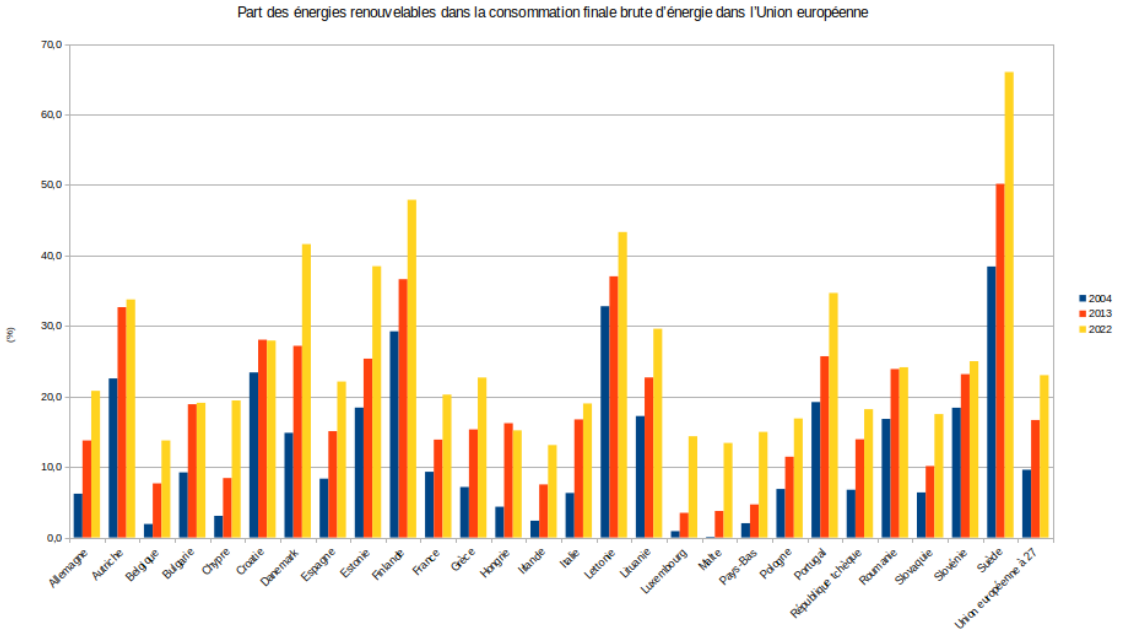


FIGURE 3.1 – *Part des énergies renouvelables dans la consommation finale brute d'énergie des pays de l'Union européenne (2004-2022), [127].*

Cette dynamique mondiale se décline différemment au sein de l'Union européenne, où la tendance générale est à la hausse mais avec des rythmes très contrastés selon les pays. Entre 2004 et

2022, la part des énergies renouvelables dans la consommation finale brute est passée en moyenne de 9,61 % à 23,02 %, illustrant l'engagement collectif de l'UE, figure 3.1. En 2004, la France avait une part d'énergies renouvelables de 9,32%, qui a progressivement augmenté pour atteindre 20,26% en 2022. Cette croissance, bien qu'appréciable, reste inférieure à la moyenne de l'Union européenne (UE à 27), qui est passée de 9,61% en 2004 à 23,02% en 2022. La progression de la France, bien qu'alignée sur l'objectif européen de développer les énergies renouvelables, est plus lente par rapport à certains de ses voisins. La Suède, par exemple, a débuté avec une part impressionnante de 38,43% en 2004 et a atteint 66% en 2022. Ce chiffre la positionne en tête des pays de l'UE, illustrant l'importance des politiques proactives et de l'exploitation efficace des ressources naturelles comme l'hydroélectricité et la biomasse. Cette avance significative de la Suède met en lumière l'écart entre les leaders en matière d'énergies renouvelables et des pays comme la France, qui doivent intensifier leurs efforts pour rattraper leur retard. L'Allemagne, quant à elle, a commencé avec un niveau relativement bas de 6,21% en 2004 mais a connu une augmentation régulière pour atteindre 20,80% en 2022, dépassant ainsi la France dans les années 2020. Cette progression est le reflet des investissements constants de l'Allemagne dans l'éolien et le solaire, malgré sa dépendance historique aux énergies fossiles et les défis posés par la transition énergétique. L'Espagne et le Portugal sont d'autres exemples de pays ayant montré des avancées significatives. L'Espagne est passée de 8,35% en 2004 à 22,12% en 2022, tandis que le Portugal, qui partait déjà d'une position relativement forte avec 19,21% en 2004, a atteint 34,68% en 2022. Ces pays ont profité de politiques nationales favorables et de conditions climatiques propices pour accélérer l'intégration des énergies renouvelables, notamment l'éolien et le solaire. La France, bien qu'ayant fait des progrès, montre une croissance plus lente comparée à ces pays, en partie en raison de sa forte dépendance à l'énergie nucléaire, qui bien qu'elle soit faiblement émettrice de CO2, n'est pas classée comme énergie renouvelable par les standards de l'UE. La moyenne de l'Union européenne, passant de 9,61% en 2004 à 23,02% en 2022, reflète un effort collectif soutenu, mais il est clair que certains pays avancent beaucoup plus rapidement que d'autres. La Suède, avec 66% en 2022, et des pays comme le Portugal et l'Espagne montrent qu'avec des politiques adaptées et des ressources appropriées, il est possible de réaliser des augmentations substantielles. La France, avec sa part de 20,26% en 2022, reste légèrement en dessous de la moyenne européenne et derrière des pays comme l'Espagne et le Portugal, ce qui souligne la nécessité pour elle de renforcer ses investissements et politiques en faveur des énergies renouvelables pour accélérer sa transition énergétique et mieux répondre aux ambitions climatiques de l'UE. Cette analyse met en lumière les disparités au sein de l'UE et la nécessité d'une approche coordonnée, tout en reconnaissant les spécificités nationales qui influencent la vitesse et la portée de la transition énergétique [127].

Au-delà de l'Europe, le Maroc s'impose comme un exemple remarquable sur le continent africain. Sa stratégie énergétique repose sur une vision de long terme visant à renforcer son autosuffisance tout en contribuant à l'effort mondial de réduction des émissions. Ces efforts consolidés positionnent le Maroc comme un acteur clé dans l'adoption d'énergies renouvelables et la réalisation d'un avenir énergétique plus vert [128, 129]. Les figure 3.2 et figure 3.3 montrent l'évolution de la capacité énergétique et de la part des énergies renouvelables au Maroc entre 2007 et 2023, [130]. Le premier graphique révèle la capacité installée en mégawatts (MW) des différentes sources d'énergie au Maroc de 2007 à 2023. On y observe que la capacité thermique est restée la plus élevée et constante sur toute la période, soulignant la dépendance continue aux sources d'énergie non renouvelables. Cependant, on remarque une augmentation progressive de la capacité installée de l'énergie éolienne (en gris) et de l'énergie solaire (en jaune) à partir des années 2010, particulièrement après 2015. Cette tendance illustre l'engagement croissant du Maroc à investir dans des sources d'énergie renouvelable pour diversifier son mix énergétique et réduire la dépendance aux combustibles fossiles. La capacité hydroélectrique (en bleu) reste relativement stable, indiquant un développement limité dans ce domaine.

La deuxième figure illustre la proportion des énergies renouvelables dans le mix énergétique global du Maroc sur la même période. On observe que la part de l'énergie hydroélectrique reste

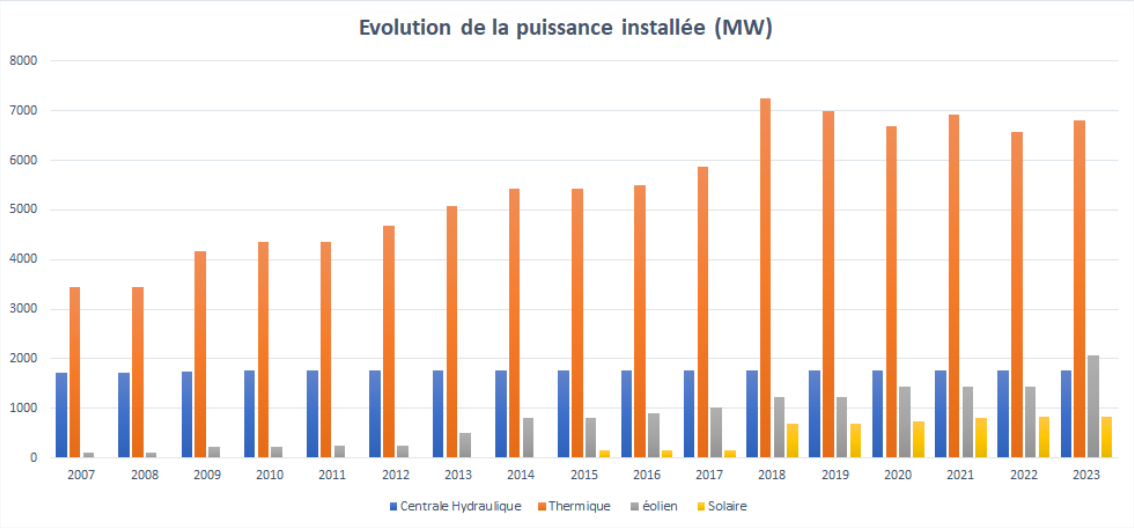


FIGURE 3.2 – *Évolution de la puissance installée des différentes sources d'énergie au Maroc (2007-2023), [130].*

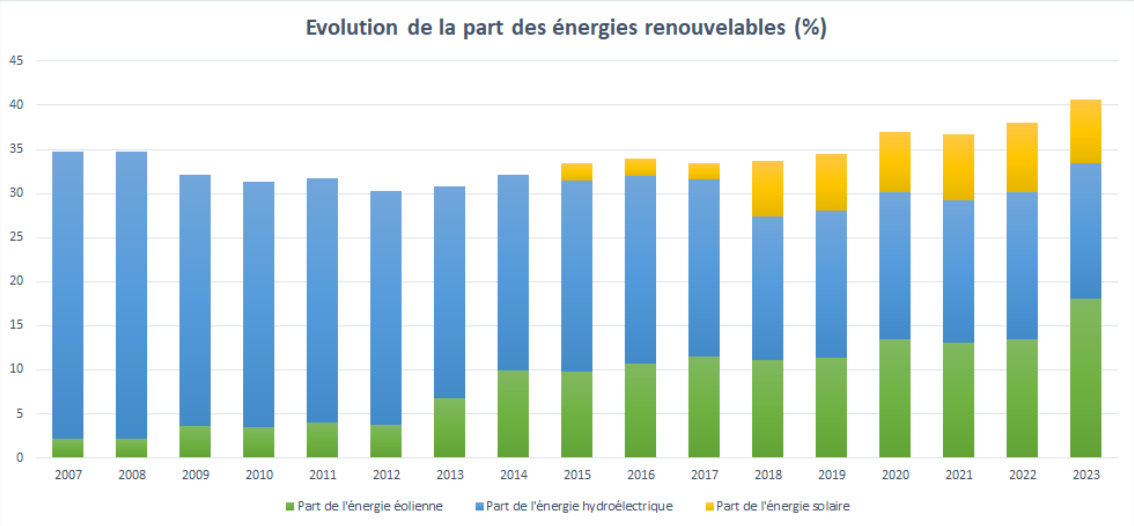


FIGURE 3.3 – *Part des énergies renouvelables dans le mix énergétique marocain (2007-2023), [130].*

importante mais constante, formant la base des énergies renouvelables. La part de l'énergie éolienne montre une croissance continue, signifiant un renforcement de l'intégration de cette technologie dans le mix énergétique. L'énergie solaire commence à prendre une part significative à partir de 2015, reflétant l'expansion des projets solaires dans le pays, tels que le complexe Noor Ouarzazate. La part totale des énergies renouvelables dans le mix énergétique marocain augmente régulièrement, atteignant plus de 40% en 2023, ce qui démontre un effort stratégique pour renforcer la durabilité énergétique. Ces tendances reflètent une transition énergétique stratégique visant à réduire la dépendance aux énergies fossiles et à accroître la durabilité du système énergétique marocain, en cohérence avec les politiques nationales et les engagements environnementaux [131].

Ainsi, qu'il s'agisse des dynamiques mondiales, des contrastes européens ou des réussites africaines, l'essor des énergies renouvelables illustre la transformation profonde des systèmes énergétiques contemporains. Si des avancées spectaculaires ont été réalisées, la trajectoire vers la neutralité carbone nécessite encore des efforts concertés et continus, afin que cette ascension des énergies vertes puisse répondre pleinement aux défis climatiques et aux ambitions fixées à l'échelle internationale.

Dans cette dynamique de généralisation des énergies renouvelables, une question fondamentale se pose désormais : comment intégrer efficacement ces différentes sources dans des systèmes énergétiques capables d'assurer à la fois stabilité, fiabilité et efficacité économique ? La réponse passe en grande partie par le développement d'architectures hybrides d'énergies renouvelables, qui associent plusieurs technologies afin de tirer parti de leur complémentarité et de limiter leurs contraintes respectives.

3.3 Architectures HRES

Pour concrétiser cette transition énergétique, il est nécessaire de définir des architectures capables d'intégrer efficacement les différentes sources d'énergie renouvelable. Les systèmes hybrides d'énergies renouvelables (HRES) répondent à cet objectif en combinant plusieurs technologies au sein d'un même dispositif. Ils se déclinent en deux grandes catégories : les systèmes connectés au réseau et ceux conçus pour fonctionner de manière isolée. Le choix de l'architecture retenue conditionne directement le dimensionnement et la performance des composants.

Parmi les différentes sources exploitables, le photovoltaïque demeure la plus couramment installé dans les bâtiments. Sa mise en œuvre est relativement simple, tandis que ses coûts d'installation et d'entretien sont nettement inférieurs à ceux de l'éolien. Ce dernier, en effet, requiert des études approfondies, notamment pour anticiper les effets des vibrations générées par les turbines. En zone urbaine ou sur terrains plats, les éoliennes produisent en moyenne 50 % d'énergie en moins que leurs équivalents en mer, du fait de conditions de vent moins favorables. Toutefois, les infrastructures offshore présentent elles-mêmes des contraintes techniques, puisque la construction et la mise en place des fondations nécessitent environ 50 % d'énergie supplémentaire par rapport aux turbines terrestres [132].

Au-delà du solaire et de l'éolien, l'énergie marémotrice offre une alternative intéressante. Son principal atout réside dans la prévisibilité des marées, permettant une planification précise de la production. Une étude comparative menée entre un système hybride éolien-solaire-batterie et une configuration intégrant également une composante marémotrice (figure 3.4) montre que cette dernière est plus économique, à condition toutefois d'être implantée à proximité de la mer [133]. Malgré cela, les architectures les plus répandues restent celles combinant le photovoltaïque, l'éolien et des batteries (figure 3.5), ou encore celles qui associent ces éléments à une connexion réseau (figure 3.6 et figure 3.7).

Dans ces systèmes, l'utilisation de l'électricité en courant continu (DC) présente des avantages

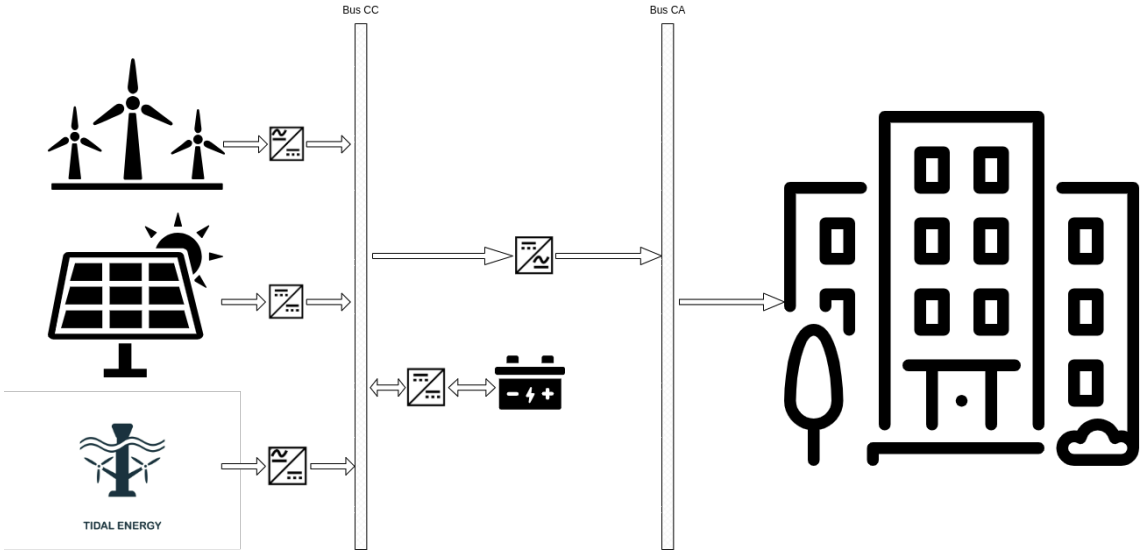


FIGURE 3.4 – *système d'énergie renouvelable hybride non connecter au réseau (isolé) [133].*

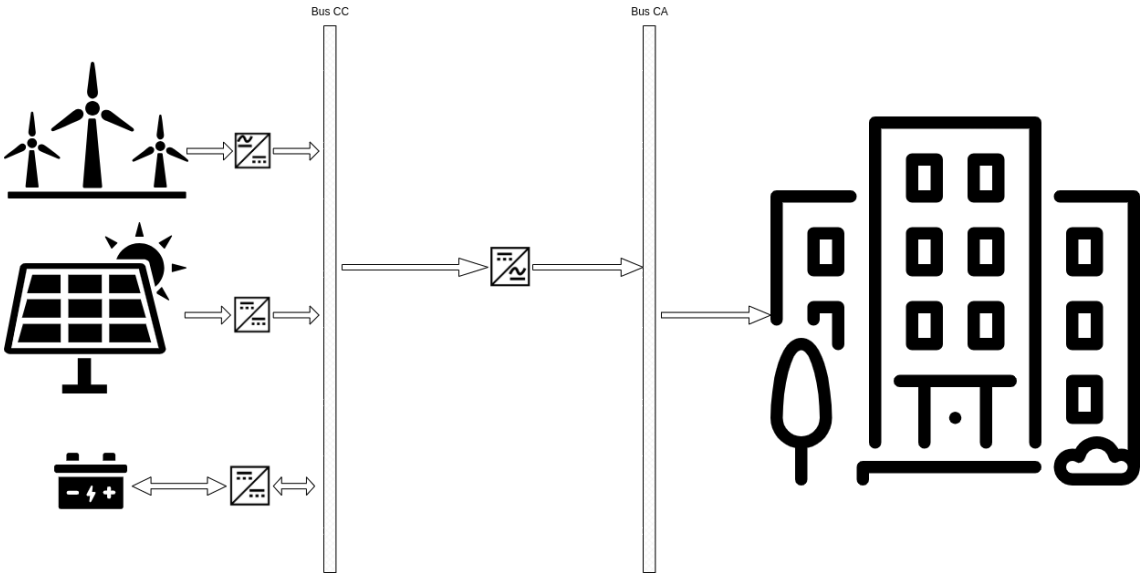


FIGURE 3.5 – *système d'énergie renouvelable hybride non connecté au réseau (isolé). [134], [135].*

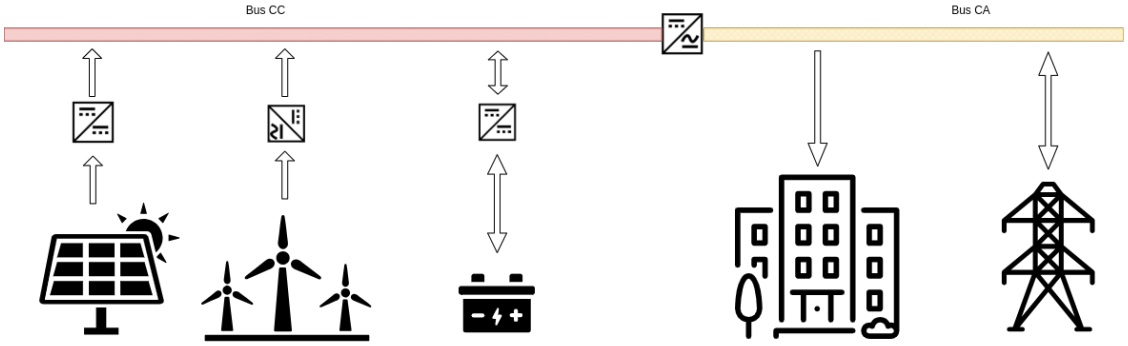


FIGURE 3.6 – *système d'énergie renouvelable hybride connecté au réseau. [136]*

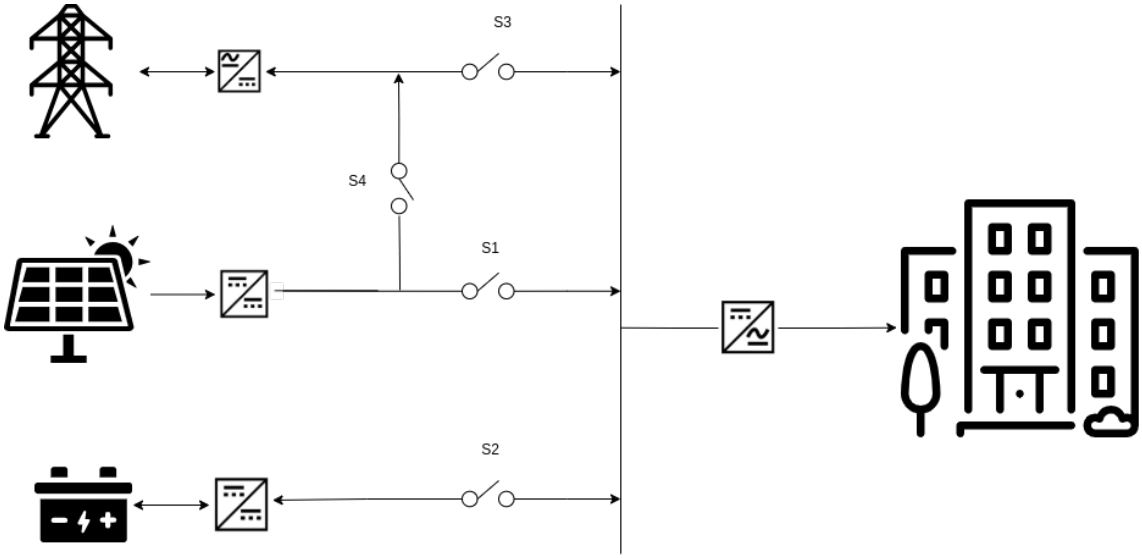


FIGURE 3.7 – *système d'énergie renouvelable hybride. [60, 137]*

majeurs. La conversion des courants alternatifs en courant continu facilite en effet l'interconnexion des différentes sources et optimise les échanges d'énergie [60, 138]. Les bus DC offrent par ailleurs des bénéfices significatifs pour le transport à longue distance, notamment l'absence de contraintes liées à la longueur des liaisons HVDC (High Voltage Direct Current), des pertes réduites par rapport aux câbles HVAC (High Voltage Alternative Current), une gestion simplifiée de la puissance active et réactive, ainsi que la possibilité d'interconnecter des réseaux non synchrones. Au-delà de plusieurs centaines de kilomètres, ces solutions deviennent même économiquement plus compétitives que le transport en courant alternatif [138].

Sur cette base, Sabir et al. envisagent de concevoir une architecture autonome reliant plusieurs HRES par un bus DC. Cette approche favorise l'échange d'énergie électrique entre HRES en cas de déficit ou d'excédent, tout en tenant compte des contraintes de transport. La mise en place d'un protocole de communication entre les HRES se révèle dès lors indispensable pour leur permettre de rester autonomes et de ne pas solliciter le réseau électrique en cas de surplus ou de déficit. La proposition consiste en un ensemble de HRES interconnectés et agissant comme des routeurs dans une architecture maillée (figure 3.8). Tous les HRES y jouent un rôle identique : chacun transfère son surplus d'énergie à son voisin, après avoir déterminé les modalités optimales de transmission [138].

Ainsi, l'efficacité des architectures hybrides repose en grande partie sur le choix et l'intégration optimale des sources d'énergie renouvelable. Parmi celles-ci, l'énergie solaire occupe une position de premier plan en raison de son abondance, de sa flexibilité d'utilisation et de sa place croissante dans les systèmes énergétiques modernes. Son étude mérite donc une attention particulière, tant pour ses principes de fonctionnement que pour les modèles et techniques permettant d'en optimiser l'exploitation.

3.4 Énergie solaire

L'énergie solaire constitue l'une des principales ressources renouvelables, valorisant à la fois la lumière et la chaleur émises par le Soleil pour produire de l'électricité ou alimenter divers processus thermiques. Deux filières dominantes se distinguent :

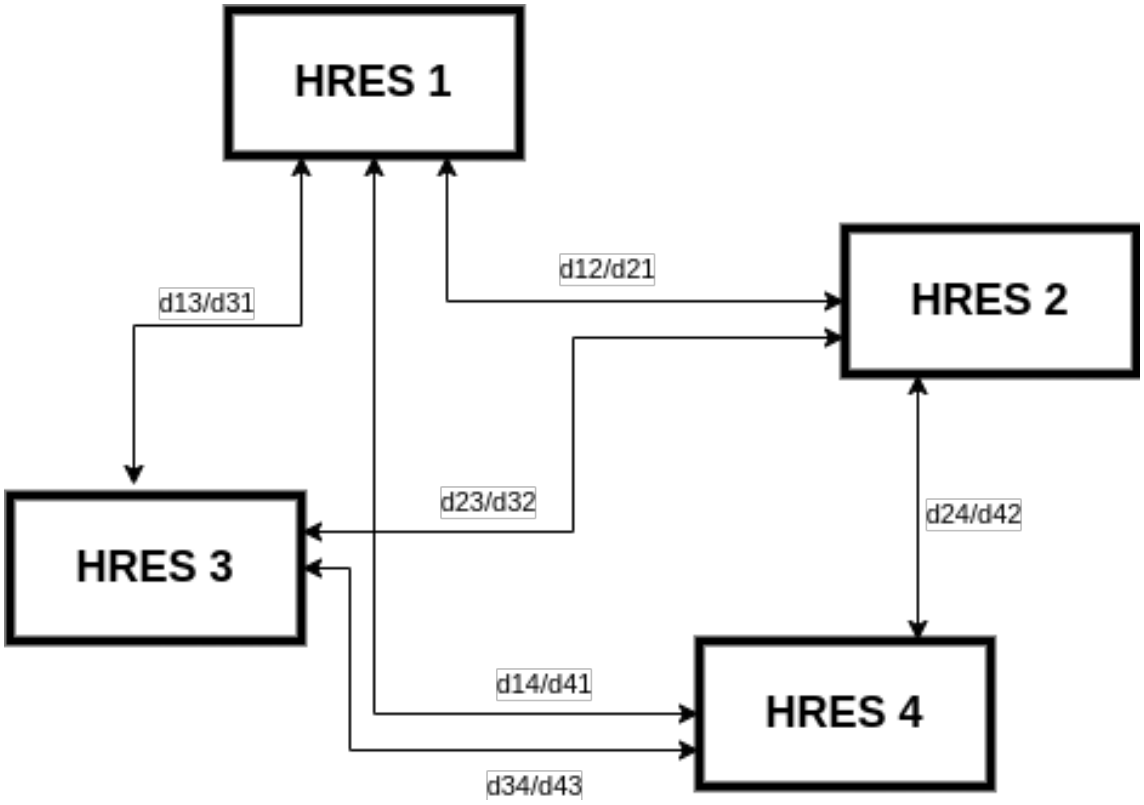


FIGURE 3.8 – *architecture des HRES connectés entre eux. [138]*

- **L'énergie solaire photovoltaïque :** Elle s'appuie sur des cellules spécifiques, généralement en semi-conducteur, qui transforment le rayonnement solaire en électricité. Ces cellules, assemblées en modules, peuvent ensuite alimenter un usage local, être stockées ou injectées dans un réseau. Lorsqu'elles bénéficient d'un ensoleillement optimal (par exemple dans des zones désertiques ou proches de l'équateur) un module photovoltaïque est susceptible de générer entre 19 et 38 fois l'énergie nécessaire à sa fabrication et à son recyclage, démontrant ainsi son intérêt sur le plan énergétique et écologique.
- **L'énergie solaire thermique :** Elle vise à récupérer la chaleur provenant du rayonnement pour chauffer un fluide, comme l'eau ou l'air. Cette chaleur peut être utilisée de manière directe (pour produire de l'eau chaude sanitaire, chauffer un bâtiment, etc.) ou indirecte (en générant de la vapeur qui actionne une turbine pour produire de l'électricité). Les centrales solaires thermodynamiques, qui utilisent des miroirs pour concentrer les rayons, ont la particularité de pouvoir stocker un fluide caloporteur à haute température, prolongeant la production d'énergie après le coucher du Soleil.

Bien que ces deux approches contribuent à la diversification du mix énergétique, la suite de ce travail se concentre exclusivement sur la filière photovoltaïque, en raison de son rôle central dans les HRES et de sa large diffusion dans les applications connectées ou isolées.

L'exploitation de l'énergie solaire est toutefois freinée par son intermittence, qui nécessite des solutions de stockage performantes. Les avancées dans le domaine des batteries et l'amélioration continue des rendements solaires, tant photovoltaïques que thermiques, rendent néanmoins cette source d'énergie de plus en plus compétitive. Dans le contexte du photovoltaïque, l'intégration de panneaux solaires au sein des bâtiments, pour l'autoconsommation ou l'alimentation du réseau, suscite un intérêt croissant. Afin de concevoir et d'évaluer correctement ces installations, il est indispensable de caractériser précisément la tension et le courant produits par les cellules photovoltaïques, en fonction de l'ensoleillement et de la température. Les modèles théoriques adoptés s'appuient souvent sur des circuits équivalents à une ou deux diodes, et ont fait l'objet de

nombreuses études [134, 139–148].

En définitive, malgré les défis liés à son intermittence, l'énergie photovoltaïque s'impose comme un pilier de la transition énergétique, soutenu par la maturité croissante de ses technologies et par la recherche de solutions toujours plus performantes et durables.

3.4.1 Technologie des panneaux PV

Les panneaux photovoltaïques (PV) constituent l'élément central de la conversion de l'énergie solaire en électricité. Ils reposent sur l'effet photovoltaïque, un phénomène physique par lequel certaines substances semi-conductrices, principalement le silicium, génèrent un courant électrique lorsqu'elles sont exposées à la lumière du Soleil. L'électricité produite est de nature continue (DC) et doit être convertie en courant alternatif (AC) à l'aide d'un onduleur afin d'être utilisée dans les foyers, les entreprises ou injectée dans le réseau électrique. Sur le plan technologique, plusieurs générations de panneaux coexistent, chacune présentant des atouts et des limites. Les panneaux monocristallins offrent le meilleur rendement, pouvant atteindre 24%, et sont particulièrement efficaces en faible luminosité. En revanche, leur coût est plus élevé. Les panneaux polycristallins sont plus abordables mais légèrement moins performants, avec un rendement compris entre 13 et 18% [149]. Enfin, les panneaux à couches minces, bien que plus flexibles et légers, affichent un rendement plus faible, entre 10 et 12%, et sont souvent utilisés pour des applications spécifiques [150].

L'évolution de ces technologies traduit une amélioration constante des rendements et une baisse progressive des coûts, facteurs clés de la compétitivité croissante du photovoltaïque dans le mix énergétique mondial. Pour analyser et optimiser leur intégration dans des systèmes hybrides, il est nécessaire de disposer de modèles précis capables de représenter leur comportement électrique en fonction des conditions d'ensoleillement et de température. Cette problématique constitue l'objet de la sous-section suivante.

3.4.2 Modélisation électrique des panneaux PV

La modélisation des panneaux photovoltaïques est une étape essentielle pour comprendre leur fonctionnement, optimiser leur rendement et prévoir leur production énergétique en fonction des conditions environnementales. Elle repose sur des modèles mathématiques et informatiques qui simulent le comportement électrique des cellules photovoltaïques. Un panneau photovoltaïque est constitué de plusieurs cellules solaires connectées en série et en parallèle. Chaque cellule fonctionne comme une source de courant non linéaire, dont la sortie dépend de plusieurs facteurs, notamment l'ensoleillement, la température et la charge électrique appliquée. La modélisation permet d'analyser l'évolution du point de puissance maximale (MPP - Maximum Power Point) et d'optimiser les performances du système. Plusieurs modèles électriques ont été développés pour représenter le comportement des cellules photovoltaïques. Le plus répandu est le modèle à une diode, qui constitue une approximation simple mais largement utilisée.

3.4.2.1 Le modèle a une diode

Le modèle à une diode est couramment utilisé pour représenter les caractéristiques d'une cellule solaire en tenant compte des pertes internes et de la non-linéarité de la jonction semi-conductrice. Il repose sur l'équation de Shockley et inclut plusieurs composants. Comme illustré par la figure 3.9, ce modèle comprend une source de courant I_{ph}, une diode, ainsi que deux résistances : une résistance shunt R_{sh} et une résistance série R_s. La source de courant I_{ph} représente le courant photo-généré, proportionnel à l'irradiation solaire reçue par la cellule. La diode reflète le comportement non linéaire de la jonction p-n et joue un rôle central dans l'évolution des caractéristiques courant-tension (I-V). La résistance shunt R_{sh} traduit les pertes par fuite dues aux imperfections structurelles,

tandis que la résistance série R_s représente les pertes internes liées aux matériaux et aux connexions électriques.

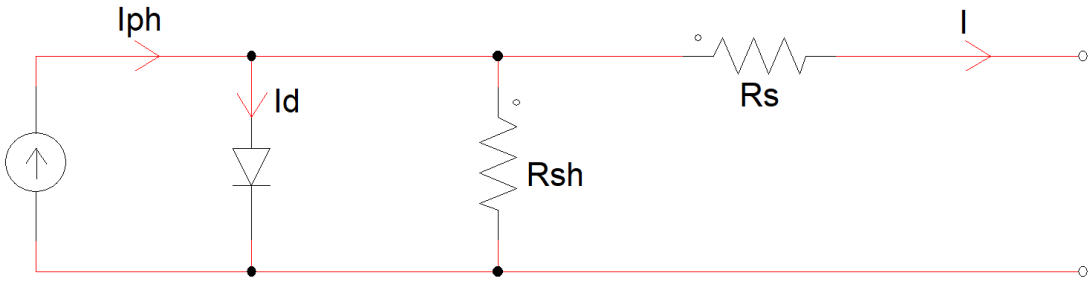


FIGURE 3.9 – *modèle à une diode.*

Le courant de sortie d'une cellule photovoltaïque est alors déterminé par l'équation :

$$I = I_{ph} - I_d - I_{sh} \tag{3.1}$$

où I_d est le courant traversant la diode et I_{sh} le courant de fuite à travers la résistance shunt. Le courant traversant la diode est défini par la relation suivante, dérivée de l'équation de Shockley :

$$I_d = I_0 \left(\exp\left(\frac{qV_d}{nkT} \right) - 1 \right) \tag{3.2}$$

où :

- I_0 est le courant de saturation inverse, caractérisant la conduction minime en polarisation inverse de la diode.
- q est la **charge d'un électron** (1.6×10^{-19} coulombs).
- k est la **constante de Boltzmann** (1.38×10^{-23} J/K).
- T est la **température de la jonction p-n** en Kelvin.
- V_d est la **tension aux bornes de la diode**.
- n est le **facteur d'idéalité de la diode**, dont la valeur est généralement comprise entre 1 et 2 en fonction des caractéristiques du matériau et des phénomènes de recombinaison présents dans la cellule.

Cette équation met en évidence l'évolution exponentielle du courant de la diode en fonction de la tension appliquée. À température élevée, l'agitation thermique favorise la conduction électronique, augmentant ainsi I_d et modifiant les performances globales de la cellule.

Le courant de fuite I_{sh}, qui traduit les pertes par conduction parasite à travers la résistance shunt, est donné par :

$$I_{sh} = \frac{V + I \cdot R_s}{R_{sh}} \tag{3.3}$$

où V est la tension appliquée à la cellule, R_s la résistance série et R_{sh} la résistance parallèle. Une valeur élevée de R_{sh} est recherchée afin de minimiser ces pertes [151]. En combinant équation 3.2 et équation 3.3, nous obtenons l'expression finale pour le courant total, équation 3.4.

$$I = I_{ph} - I_0 \left(\exp\left(\frac{V + I \cdot R_s}{nV_T} \right) - 1 \right) - \frac{V + I \cdot R_s}{R_{sh}} \tag{3.4}$$

Avec $V_T = \frac{kT}{q}$ la tension thermique de jonction. Ce modèle repose sur cinq paramètres à identifier : I_0 le courant de saturation, I_{ph} le courant généré par la lumière, R_s la résistance en série, R_{sh} la résistance en parallèle et n le facteur d'idéalité de la diode. Les valeurs de ces paramètres

sont généralement obtenues à partir des mesures fournies par le fabricant sous des conditions standards de test (STC), qui incluent : un rayonnement incident de 1000 W/m^2, une température de cellule de 25°C, et une distribution spectrale correspondant à une masse d'air de 1,5. En outre, les fabricants fournissent généralement le coefficient de température du courant de court-circuit, K_{Isc}, et le coefficient de température de la tension en circuit ouvert, K_{Voc}. Ces coefficients permettent de calculer la valeur du courant de court-circuit et la tension en circuit ouvert quel que soit la température ambiante. Avec l'augmentation de la température, le courant de court-circuit de la cellule augmente, alors que la tension en circuit ouvert diminue, si la température augmente de $\Delta T = (T - T_{ref})$, les nouvelles valeurs de la tension en circuit ouvert et le courant de court-circuit de la cellule se calculent à travers [152] :

$$I_{sc} = I_{sc,ref} + K_{Isc} \cdot \Delta T \tag{3.5}$$

$$V_{oc} = V_{oc,ref} + K_{Voc} \cdot \Delta T \tag{3.6}$$

Avec $K_{Voc} < 0$ et $K_{Isc} > 0$.

Le courant généré par la lumière de la cellule PV, I_{ph}, dépend linéairement de l'irradiation solaire et est également influencé par la température selon l'équation suivante [148, 153, 154] :

$$I_{ph} = \left(I_{ph,ref} + K_{Isc} \cdot (T - T_{ref})\right) \frac{G}{G_{ref}} \tag{3.7}$$

Avec :

- $I_{ph,ref}$ le courant généré par la lumière de la cellule PV en STC,
- T_{ref} température de référence du STC (25°C),
- G_{ref} irradiation de référence du STC (1000 W/m^2),
- T température actuelle en K,
- G irradiation actuelle.

Le courant de saturation de la diode I_0 et sa dépendance vis-à-vis de la température peuvent être exprimés comme suit [148, 153–155] :

$$I_0 = I_{0,ref} \left(\frac{T}{T_{ref}}\right)^{\frac{3}{n}} \exp\left(-\frac{qE_g}{nk}\left(\frac{1}{T} - \frac{1}{T_{ref}}\right)\right) \tag{3.8}$$

Avec E_g l'énergie de la bande interdite (gapband) du semi-conducteur. $E_g = 1.12$ eV pour le Si polycristallin à 25°C [156], et peut être calculé à travers l'équation suivante :

$$E_g(T) = E_g(0) - \alpha \frac{T^2}{T + \beta} \tag{3.9}$$

Avec $\alpha = 0.473$ meV/K et $\beta = 636$ K, et $E_g(0) = 1.166$ eV pour le Silicone [156].

Et le courant nominal de saturation $I_{0,ref}$ est défini par :

$$I_{0,ref} = \frac{I_{sc,ref}}{\exp\left(\frac{qV_{oc,ref}}{nkT_{ref}} - 1\right)} \tag{3.10}$$

Une amélioration pour le calcul de I_0 a été proposé par [154], tel que la valeur de saturation de la diode dépend de la variation de I_{sc} et V_{oc} par rapport à la variation de la température :

$$I_0 = \frac{I_{sc,ref} + K_{Isc} \cdot \Delta T}{\exp\left(\frac{q\left(V_{oc,ref} + K_{Voc} \cdot \Delta T\right)}{nkT_{ref}} - 1\right)} \tag{3.11}$$

Les deux autres paramètres, c'est-à-dire R_{sh} et R_s, sont obtenus par itération. L'idée est de faire correspondre la puissance de crête calculée ($P_{mp,C}$) et la puissance de crête expérimentale ($P_{mp,E}$) en augmentant de manière itérative la valeur de R_s tout en calculant simultanément la valeur de R_{sh}. A partir de l'équation 3.4 dans la condition de point de puissance maximale, l'expression de R_{sh} peut être réarrangée et réécrite comme suit :

$$R_{sh} = \frac{V_{mp}\left(V_{mp} + I_{mp}R_s\right)}{V_{mp}\left[I_{ph} - I_0\left(\exp\left(\frac{V_{mp}+I_{mp}R_s}{nV_T}\right) - 1\right)\right] - P_{mp,E}} \tag{3.12}$$

Avec en conditions initiales : $R_{s,0} = 0$.

Pour augmenter la valeur du courant de la sortie PV, il faudrait une combinaison mixte de plusieurs modules en série et en parallèle. Cela forme une matrice avec N_s lignes et N_p colonnes ; les modules sont connectées de manière à avoir N_p groupes de N_s PV [157]. L'expression du courant de champ PV s'écrit comme suit :

$$I = N_p \cdot I_{ph} - N_p \cdot I_0 \left(\exp\left(\frac{1}{N_p \cdot N_s} \cdot \frac{N_p \cdot V + N_s \cdot I \cdot R_s}{nV_T}\right) - 1\right) - \frac{1}{N_p \cdot N_s} \cdot \frac{N_p \cdot V + N_s \cdot I \cdot R_s}{R_p} \tag{3.13}$$

Bien que largement adopté pour sa simplicité et sa capacité à reproduire correctement les caractéristiques I-V, le modèle à une diode présente certaines limites, notamment dans la prise en compte des phénomènes de recombinaison internes. Pour améliorer la précision de la représentation, notamment du facteur de forme (Fill Factor), un modèle plus détaillé à deux diodes est souvent privilégié.

3.4.2.2 Le modèle à deux diodes

Dans les cellules photovoltaïques réelles, le Fill Factor (FF) est un indicateur clé de performance influencé par divers mécanismes de recombinaison qui se produisent dans la jonction p-n. Ces pertes par recombinaison, qui affectent la conversion de l'énergie solaire en électricité, sont généralement modélisées à l'aide d'un circuit équivalent à deux diodes. Ce modèle considère une diode idéale avec un facteur d'idéalité égal à 1, représentant le comportement idéal de la jonction p-n. Et une diode non-idéale, avec un facteur d'idéalité supérieur à 1, intégrant les pertes supplémentaires par recombinaison dans la zone de déplétion [158]. Le FF est défini comme le rapport entre la puissance maximale (P_{max}) fournie par la cellule photovoltaïque et le produit du courant de court-circuit (I_{sc}) et de la tension en circuit ouvert (V_{oc}) [158] :

$$FF = \frac{P_{max}}{V_{oc}I_{sc}} = \frac{V_{mmp}I_{mmp}}{V_{oc}I_{sc}} \tag{3.14}$$

où V_{mmp} et I_{mmp} correspondent respectivement à la tension et au courant au point de puissance maximale. Afin d'améliorer la précision de la représentation du comportement électrique d'une cellule solaire, le modèle à deux diodes est couramment utilisé. Ce modèle, plus précis que celui à une seule diode, prend en compte à la fois la recombinaison dans la région de déplétion (diode non-idéale) et les effets de diffusion des charges (diode idéale). L'équation générale du courant de sortie d'une cellule photovoltaïque dans le modèle à deux diodes est donnée par :

$$I = I_{ph} - I_{d1} - I_{d2} - \frac{V + IR_s}{R_{sh}} \tag{3.15}$$

- I_{ph} est le courant photo-généré par l'irradiation solaire,
- I_{d1} est le courant traversant la diode idéale, représentant le mécanisme de diffusion,
- I_{d2} est le courant traversant la diode non-idéale, représentant la recombinaison dans la région de déplétion,

- $\frac{V+IR_s}{R_{sh}}$ représente le courant de fuite à travers la résistance de shunt.

Les courants I_{d1} et I_{d2} suivent les lois exponentielles de Shockley et sont donnés par les expressions suivantes :

$$I_{d1} = I_{01}\left(\exp\left(\frac{V+IR_s}{a_1 V_{T1}}\right) - 1\right) \tag{3.16}$$

et

$$I_{d2} = I_{02}\left(\exp\left(\frac{V+IR_s}{a_2 V_{T2}}\right) - 1\right) \tag{3.17}$$

Où

- I_{01} et I_{02} sont les courants de saturation inverse de la diode 1 et de la diode 2, respectivement.
- V_{T1} et V_{T2} (toutes deux égales à $N_s kT/q$) sont les tensions thermiques du module PV ayant N_s cellules connectées en série,
- q est la charge électronique ($1.60217646 \times 10^{-19}$ C),
- k est la constante de Boltzmann ($1.3806503 \times 10^{-23}$ J/K)
- T est la température de la jonction p-n en Kelvin,
- a_1 et a_2 représentent les constantes d'idéalité de la diode

Le terme I_{02} est introduit pour pour compenser la perte par recombinaison dans la région de déplétion [158], et a_1 et a_2 représentent respectivement la composante du courant de diffusion et de recombinaison [144].

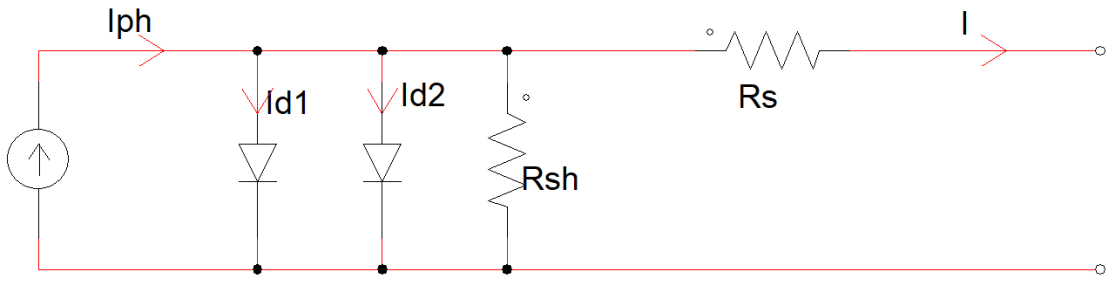


FIGURE 3.10 – *modèle à une diode.*

Ainsi, le modèle à deux diodes permet une meilleure représentation des pertes internes de la cellule et, par conséquent, une évaluation plus précise du FF et du rendement global du module photovoltaïque.

Dans les deux modèles, l'équation reliant courant et tension est implicite et non linéaire. La résolution de cette équation nécessite donc des méthodes numériques adaptées, telles que le développement de Taylor et l'algorithme de Newton-Raphson.

3.4.2.3 Développement de Taylor et Méthode de Newton-Raphson

Afin de déterminer la valeur du courant I pour une tension donnée V, nous devons résoudre l'équation implicite $I = f(I,V)$, où f est définie par le modèle courant-tension de la cellule photovoltaïque (voir équation (3.4)).

Cette équation n'étant généralement pas explicite, nous reformulons le problème sous forme d'une fonction auxiliaire :

$$\forall V \in [0, V_{oc}], \exists I \in [0, I_{sc}] g(I) = I - f(I,V) \tag{3.18}$$

Il s'agit alors de trouver une valeur de I telle que $g(I) = 0$. La méthode de Newton-Raphson [159] est particulièrement adaptée pour ce type d'équation non linéaire, car elle permet de trouver une solution approchée de manière rapide et efficace [160].

On applique donc un développement en série de Taylor au premier ordre autour d'une estimation initiale I_0 :

$$g(I) \approx g(I_0) + \frac{dg(I_0)}{dI}(I - I_0) = 0 \tag{3.19}$$

En résolvant cette équation, on obtient la mise à jour suivante :

$$I = I_0 - \frac{g(I_0)}{g'(I_0)} \tag{3.20}$$

Cette formule constitue l'étape de base de la méthode de Newton-Raphson. En généralisant, on construit la suite d'itérations suivante :

$$I_{k+1} = I_k - \frac{g(I_k)}{g'(I_k)} \tag{3.21}$$

où $g'(I_k)$ représente la dérivée de g par rapport à I, évaluée en I_k. Le processus est répété jusqu'à ce que $g(I_k)$ soit suffisamment proche de zéro, c'est-à-dire jusqu'à la convergence vers une solution de l'équation initiale.

Cette méthode est efficace si une bonne estimation initiale est fournie, et si la fonction g est suffisamment régulière et monotone autour de la solution recherchée.

En résumé, la modélisation électrique des cellules photovoltaïques, qu'elle s'appuie sur un modèle à une ou deux diodes, permet de prédire avec précision les courbes I-V et P-V en fonction des conditions d'ensoleillement et de température. Ces modèles constituent la base des algorithmes de commande et d'optimisation, notamment pour le suivi du point de puissance maximale, qui sera détaillé dans la sous-section suivante.

3.4.3 Les techniques MPPT

Le suivi du point de puissance maximale (MPPT) est une technique utilisée dans les systèmes d'énergie renouvelable, en particulier les systèmes solaires photovoltaïques (PV), pour maximiser l'énergie extraite des panneaux PV en les faisant fonctionner à leur point de puissance optimal. La puissance de sortie d'un panneau solaire n'est pas linéaire et dépend des conditions environnementales telles que l'irradiation solaire et la température. Le point de puissance maximale (MPP) est le point auquel le panneau produit sa plus grande puissance, qui varie généralement en fonction des changements de ces conditions externes. Les algorithmes MPPT ajustent dynamiquement la charge ou les paramètres de contrôle d'un convertisseur DC-DC pour maintenir le système en fonctionnement à ce point.

Le convertisseur **DC-DC** relié à la sortie des PV (figure 3.4, figure 3.5, figure 3.6 et figure 3.7), ne sert pas seulement comme convertisseur de tension (**élévateur/Boost** ou **abaisseur/Buck**) entre la sortie des PV et le reste du système, mais il permet aussi l'extraction de la puissance maximale que pourrait produire le **RES**. Ainsi, pour assurer un fonctionnement optimal et une production autour de la puissance maximale, l'utilisation d'un convertisseur **DC-DC**, de type boost est important, dont le rapport cyclique est contrôlé par une technique **MPPT** [139, 142, 153, 161–163].

Au fil du temps, une grande variété d'algorithmes MPPT a été développée. Certains reposent sur des approches simples et analogiques, privilégiant la facilité de mise en œuvre (tension constante, tension en circuit ouvert, rapport cyclique fixe). D'autres, plus évolués, s'appuient sur des méthodes numériques classiques, comme la perturbation et observation ou la conductance incrémentale. Enfin, des stratégies avancées font appel à l'intelligence artificielle (réseaux neuronaux, logique floue) ou encore à la commande prédictive par modèle, afin d'améliorer la rapidité et la robustesse du suivi.

La suite présente ces différentes méthodes, en soulignant leurs principes, avantages et limites.

3.4.3.1 Constant voltage / Tension constante

La méthode de tension constante (CV) constitue l'une des techniques les plus élémentaires pour le suivi du point de puissance maximale des systèmes photovoltaïques. Elle repose sur l'hypothèse que la tension au point de puissance maximale (V_{mpp}) demeure approximativement constante autour d'une valeur de référence. Cette approche ne requiert que la mesure de la tension de sortie du générateur photovoltaïque, laquelle est régulée à proximité de cette valeur de référence par un contrôleur PI.

En tant que technique MPPT analogique, la méthode CV maintient la tension du système photovoltaïque à un niveau prédéfini, généralement déterminé empiriquement ou à l'issue d'un étalonnage initial. Son principal avantage réside dans sa simplicité de mise en œuvre, ne nécessitant ni circuits électroniques complexes ni programmation avancée. Toutefois, cette méthode présente une précision limitée, car elle ne s'adapte pas dynamiquement aux variations en temps réel de l'irradiation solaire et de la température. Elle est donc particulièrement adaptée aux applications où la simplicité et la réduction des coûts priment sur l'optimisation énergétique, et où une légère inefficacité peut être tolérée [164].

Une autre variante, également simple et analogique, consiste à utiliser la tension en circuit ouvert comme référence approximative du MPP.

3.4.3.2 Open-circuit voltage / Tension en circuit ouvert

La méthode de tension en circuit ouvert (OV) consiste à déconnecter périodiquement le générateur photovoltaïque afin de mesurer V_{oc}, permettant ainsi d'estimer le point de puissance maximale comme une fraction fixe de cette tension, typiquement $V_{mpp} \approx 0,7 \cdot V_{oc}$ et se traduit par l'équation suivante :

$$V_{mpp} = K \cdot V_{oc} \tag{3.22}$$

Bien que cette approche soit analogique et peu coûteuse, elle induit des interruptions dans l'alimentation du système et entraîne une perte d'énergie pendant les phases de mesure. De ce fait, elle convient principalement aux petites installations autonomes, telles que les systèmes d'éclairage solaire, où la précision n'est pas un critère prioritaire. Toutefois, cette approche présente certaines limitations : d'une part, les interruptions du système lors de la mesure de V_{oc} peuvent affecter la continuité de l'alimentation, et d'autre part, le postulat d'un rapport constant ne reflète pas toujours avec précision le MPP réel, notamment en présence de variations de l'irradiation ou d'ombrages partiels. Ainsi, bien que la méthode OV demeure adaptée aux applications à petite échelle, elle est souvent utilisée en complément d'approches plus avancées, telles que *Perturb & Observe* ou *Incremental Conductance*, qui permettent d'affiner la localisation du MPP et d'améliorer l'efficacité énergétique [164].

Par exemple, l'étude menée par Dzung et al. [165] propose un algorithme MPPT amélioré, combinant la méthode de conductance incrémentale avec les approches de tension fractionnaire en circuit ouvert et de courant fractionnaire en court-circuit. Cet algorithme vise à identifier rapidement et précisément le MPP en s'adaptant aux fluctuations des conditions environnementales, telles que la température et le rayonnement solaire. Plus spécifiquement, l'intégration de la technique de tension fractionnaire en circuit ouvert (**FOV**) permet d'améliorer la rapidité et la précision de l'algorithme. Dans cette approche, V_{oc} est estimée comme une fraction comprise entre 0,72 et 0,78, afin de déterminer une tension de référence (V_{ref}) proche du MPP. Cette estimation permet un positionnement initial rapide du point de fonctionnement à proximité du MPP, réduisant ainsi le temps de suivi. L'algorithme ajuste ensuite avec précision la position du MPP en utilisant la méthode de conductance incrémentale (**IncCond**), garantissant ainsi une adaptation efficace aux variations environnementales. Grâce à cette combinaison, l'algorithme hybride assure une convergence rapide vers le MPP tout en conservant une précision élevée, ce qui le rend particulièrement

performant dans des conditions de rayonnement et de température instables. Cette approche permet de pallier les limites des méthodes autonomes et d'améliorer la fiabilité et l'efficacité des systèmes photovoltaïques [165].

Dans la même logique de simplicité, certains systèmes optent pour un rapport cyclique fixe, bien que cette approche néglige totalement les variations environnementales.

3.4.3.3 Fixed duty cycle / Cycle de fonctionnement fixe

Dans le cadre de l'étude de Moacyr et al. [166], les auteurs analysent l'utilisation d'un rapport cyclique fixe dans les systèmes photovoltaïques, une stratégie simpliste où le convertisseur DC-DC fonctionne à un rapport de commutation constant sans ajustement en temps réel pour atteindre le point de puissance maximale. Cette méthode, qui ne requiert ni rétroaction ni algorithmes de suivi, ne repose pas sur une modélisation en boîte blanche puisqu'elle ignore la dynamique détaillée du système et ne tient pas compte de l'évolution des paramètres électriques en fonction des variations d'irradiation et de température. De fait, si elle présente l'avantage de réduire la complexité et le coût, elle entraîne toutefois des pertes d'énergie importantes dans la plupart des environnements à conditions variables. Cette étude met en évidence la supériorité des méthodes de suivi dynamique du MPP, soulignant que, malgré le surcroît de complexité associé à l'implémentation d'algorithmes ou de capteurs, les gains substantiels en production d'énergie justifient pleinement l'abandon des approches à rapport cyclique fixe dans les applications où l'efficacité constitue un critère essentiel.

Toutefois, pour dépasser les limites des méthodes classiques, des approches plus robustes ont été proposées. Parmi elles, la méthode Beta occupe une place importante en combinant rapidité et stabilité.

3.4.3.4 Beta method / méthode Beta

La méthode Beta constitue une avancée significative dans le suivi du point de puissance maximale (MPPT) des systèmes photovoltaïques, en proposant une approche hybride alliant rapidité et précision. Son principe repose sur l'introduction d'une variable intermédiaire, notée β, calculée à partir des paramètres électriques des cellules photovoltaïques. L'une des caractéristiques fondamentales de cette méthode est l'observation selon laquelle β demeure relativement constante au MPP, même sous l'influence des variations environnementales.

L'équation définissant β (équation 3.23) intègre les relations physiques des cellules photovoltaïques, prenant en compte la tension et le courant des panneaux, ainsi qu'une constante c (équation 3.24). Cette dernière dépend de plusieurs paramètres fondamentaux, notamment la charge de l'électron (q), le facteur d'idéalité de la diode (n), la constante de Boltzmann (K), la température (T) et le nombre de cellules photovoltaïques en série (N_s). Grâce à cette formulation, la méthode Beta fonctionne en boucle fermée, où β sert de référence pour le suivi du MPP, rendant ainsi le processus plus robuste et moins sensible aux fluctuations rapides d'irradiation.

L'efficacité de cette approche a été largement démontrée à travers des études comparatives. En particulier, les travaux de [166–169] mettent en évidence la supériorité de la méthode Beta en matière de rapidité et de stabilité par rapport aux méthodes conventionnelles telles que la perturbation et observation (P&O) et la conductance incrémentale. De plus, l'intégration de la méthode Beta avec des algorithmes d'optimisation évolutive, tels que le *Gorilla Troops Optimizer* (GTO) [170], a permis d'atteindre une efficacité de suivi de 99,9%, tout en réduisant les oscillations autour du MPP. Une analyse dynamique conforme à la norme EN50530, menée par [171], a révélé des gains moyens d'efficacité de 24,2% et 18,8% respectivement par rapport aux méthodes P&O et INC, mettant en évidence la réactivité accrue de la méthode Beta face aux fluctuations transitoires. Ces résultats soulignent son potentiel pour les applications photovoltaïques nécessitant un suivi dynamique et précis du MPP.

Plusieurs variantes de la méthode Beta ont été proposées afin d'améliorer ses performances et d'en élargir l'applicabilité. Par exemple, [172] a introduit un ajustement dynamique des paramètres

de β en fonction de données climatiques réelles, ce qui a permis de réduire significativement les oscillations en régime permanent et d'accroître la réactivité du suivi. Par ailleurs, [173] a exploré l'intégration de la méthode Beta dans des contrôleurs logiques flous, offrant ainsi une simplification de la conception tout en améliorant la stabilité et la vitesse de réponse face aux variations environnementales.

Malgré ses nombreux avantages, la méthode Beta présente certaines limites. Notamment, la complexité initiale liée au calcul des paramètres spécifiques peut représenter un défi lors de l'implémentation, nécessitant une calibration adaptée à chaque système photovoltaïque. De plus, bien que la méthode Beta puisse fonctionner de manière autonome, son efficacité maximale est souvent atteinte en combinaison avec des techniques hybrides, ce qui peut accroître la complexité de mise en œuvre.

Néanmoins, en raison de sa robustesse, de son adaptabilité et de son efficacité énergétique, la méthode Beta se positionne comme une solution prometteuse pour maximiser l'extraction d'énergie solaire, en particulier dans des environnements soumis à des conditions météorologiques variables.

La méthode Beta repose sur l'approximation du point de puissance maximale par une équation définissant la variable intermédiaire β :

$$\beta = \ln\left(\frac{I_{PV}}{V_{PV}}\right) - c \cdot V_{PV} \tag{3.23}$$

où la constante c est définie par :

$$c = \frac{q}{n \cdot K \cdot T \cdot N_s} \tag{3.24}$$

Cette formulation permet d'obtenir une estimation stable du MPP, en s'affranchissant des variations transitoires qui affectent les approches MPPT classiques.

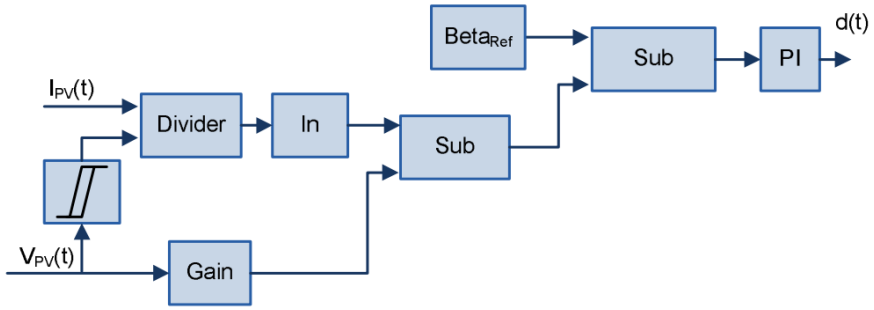


FIGURE 3.11 – *Illustration du fonctionnement de la méthode Beta [169]*

Cette figure met en évidence le principe de fonctionnement de la méthode Beta.

Au-delà des méthodes empiriques, l'une des approches numériques les plus utilisées dans le suivi du MPP est la méthode "Perturb and Observe".

3.4.3.5 Hill climbing / perturb and observe (P&O)

Le travail de Karim et al. [153] s'articule autour de l'analyse des performances des cellules solaires à diode unique sous différentes conditions d'irradiation et de température, en s'appuyant sur des modèles mathématiques permettant d'examiner les courbes courant-tension (I-V) et puissance-tension (P-V). Afin d'optimiser l'extraction d'énergie, les auteurs intègrent l'algorithme P&O, dont l'efficacité est validée par des simulations démontrant son rôle essentiel dans l'optimisation du suivi du point de puissance maximale. Toutefois, l'étude met en lumière certaines limites de P&O, notamment les oscillations en régime permanent et une réponse parfois lente aux variations

environnementales rapides, des contraintes qui nécessitent des améliorations pour une application plus efficace dans des conditions dynamiques.

L'algorithme P&O repose sur une modification périodique de la tension de sortie du générateur PV et sur l'observation de l'évolution de la puissance. Comme le montre la figure 3.12, cet algorithme commence par mesurer les valeurs de courant $I(k)$ et de tension $V(k)$ pour calculer la puissance actuelle $P(k) = V(k) \cdot I(k)$ ainsi que la puissance précédente $P(k-1)$. En comparant $P(k)$ et $P(k-1)$, le système ajuste la tension selon que la puissance augmente ou diminue. Si $P(k) > P(k-1)$, la perturbation continue dans la même direction, sinon, elle est inversée. La variation de tension $V(k) - V(k-1)$ est également analysée pour affiner le contrôle et ajuster la tension dans le sens de la convergence vers le MPP. Ce processus en boucle se répète jusqu'à atteindre une stabilisation autour du point de puissance maximale. Bien que largement utilisé en raison de sa simplicité et de son faible coût, cet algorithme souffre d'oscillations autour du MPP et d'une capacité limitée à s'adapter rapidement aux variations de l'irradiation et de la température [174, 175]. Par ailleurs, les méthodes de Hill Climbing et P&O sont souvent perçues comme des déclinaisons d'un même principe fondamental, où la perturbation appliquée au rapport cyclique d'un convertisseur entraîne une variation du courant du générateur PV, impactant ainsi la tension de sortie. Des études, telles que celles menées par [176], confirment que, malgré

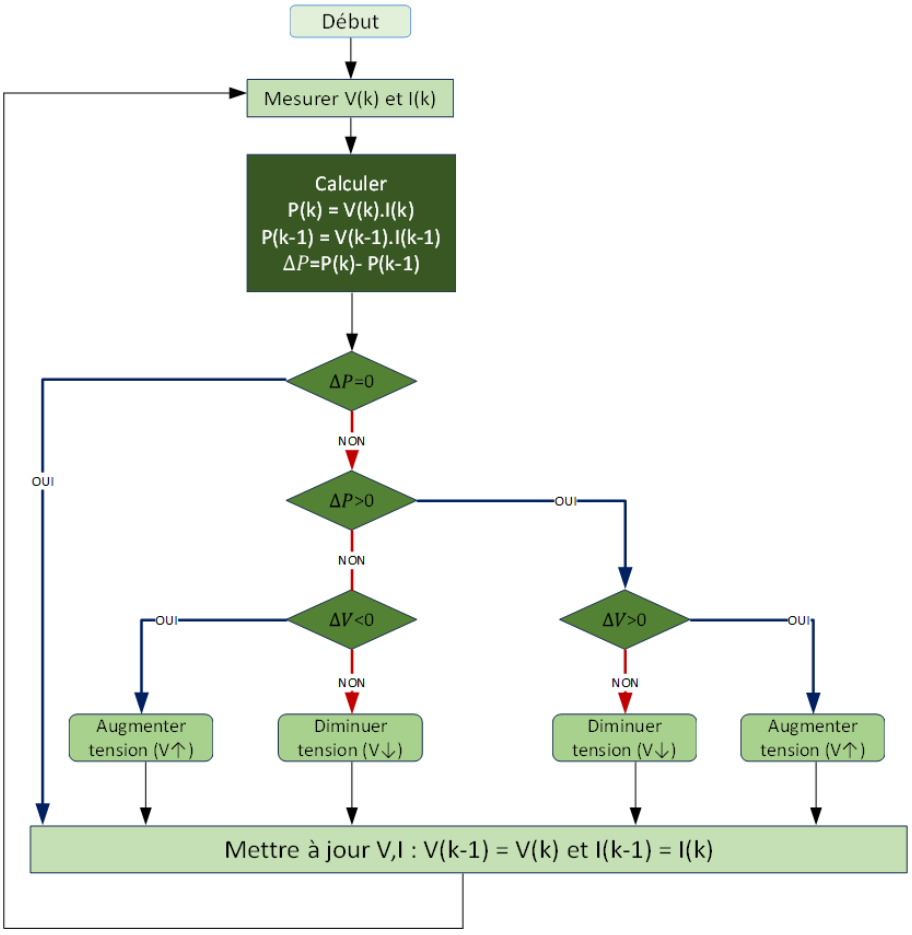


FIGURE 3.12 – *Algorithme P&O*

ses limitations, (P&O) demeure une méthode viable, notamment dans des environnements à irradiation modérée. Cependant, diverses améliorations ont été proposées pour pallier ses faiblesses. Par exemple, l'intégration d'un système de logique floue Takagi-Sugeno permet un ajustement dynamique de la taille des pas de perturbation, réduisant les oscillations et améliorant la précision du suivi du MPP [177]. De même, l'optimisation de Harris Hawks (HHO) a été explorée pour accélérer

la convergence et améliorer la réactivité du système face aux fluctuations d'ensoleillement [178].

Pour pallier les oscillations et imprécisions de P&O, la conductance incrémentale a été développée, offrant une meilleure précision.

3.4.3.6 Incremental conductance / Conductance incrémentielle

Contrairement à des techniques plus simples telles que la méthode (P&O), qui peut osciller autour du MPP, la méthode de Conductance Incrémentale (IncCond) suit avec précision le MPP, même sous des conditions environnementales fluctuantes, telles que les variations d'irradiation et de température. Elle identifie directement la position du point de fonctionnement par rapport au MPP et ajuste dynamiquement la tension via un contrôleur, tel qu'un convertisseur DC-DC. Bien que plus précise, la méthode IncCond est gourmande en ressources informatiques en raison des calculs de dérivées et de logique de comparaison qu'elle implique. Ainsi, des implémentations modernes utilisent des processeurs de signaux numériques (DSP) ou des microcontrôleurs pour optimiser son efficacité. Le compromis entre complexité et précision rend cette méthode particulièrement adaptée aux systèmes nécessitant un suivi précis du MPP, en particulier dans des environnements météorologiques dynamiques.

L'étude menée par [179] propose une modification de l'algorithme IncCond traditionnel, améliorant la rapidité du suivi du MPP et réduisant les oscillations de puissance. L'algorithme modifié affiche un temps de suivi de 72 ms contre 84 ms pour la version classique et réduit les oscillations de 2 W à 1,33 W, garantissant ainsi une meilleure adaptation aux conditions d'irradiation dynamique. Une analyse comparative entre les méthodes P&O et IncCond, réalisée par [180], met en évidence les forces et faiblesses des deux approches. L'algorithme IncCond démontre une meilleure adaptabilité aux conditions changeantes, notamment en présence d'ombrage partiel, mais son implémentation requiert davantage de ressources informatiques. P&O, quant à lui, demeure plus simple et robuste, ce qui le rend adapté aux systèmes à ressources limitées. Pour pallier les limitations de la méthode IncCond traditionnelle, notamment les oscillations et la lenteur du suivi, une version améliorée appelée *IMINC* a été développée [181]. Cette approche ajuste dynamiquement la taille du pas sur la base de la pente de la courbe puissance-tension (P-V), garantissant ainsi un suivi plus précis et plus stable du MPP. Une étude menée par [182] démontre l'efficacité de l'algorithme IncCond dans des conditions standard (STC) et sous ombrage partiel (PSC). L'algorithme affiche de bonnes performances sous STC mais présente des limites lorsqu'il est appliqué à des systèmes multi-panneaux en conditions d'ombrage, soulignant la nécessité d'améliorations pour garantir un suivi efficace du MPP. Pour améliorer encore ses performances, une variante hybride combinant IncCond avec le contrôle proportionnel-intégral (PI) a été développée [166]. Cette approche réduit les oscillations de tension et améliore le facteur de suivi, garantissant ainsi une meilleure stabilité en conditions fluctuantes. L'algorithme IncCond a également été testé sur un système photovoltaïque de 3 kW utilisant un convertisseur DC-DC en pont complet déphasé. Cette configuration améliore l'adaptabilité de l'algorithme et garantit un rendement énergétique élevé [162]. L'algorithme de conductance incrémentale (**IncCond**) repose sur l'observation que la pente de la courbe puissance-tension (P-V) est nulle au MPP, positive à gauche et négative à droite. Il est défini par l'équation suivante :

$$\frac{\partial[VI]}{\partial V} = I + V\frac{\partial I}{\partial V} = 0 \tag{3.25}$$

L'algorithme mesure en permanence la conductance incrémentale (dI/dV) et la conductance instantanée (I/V) pour déterminer la condition MPP, qui est atteinte lorsque :

$$\frac{dI}{dV} = -\frac{I}{V} \tag{3.26}$$

Ainsi, l'IncCond représente une solution robuste pour les applications nécessitant un suivi précis du MPP, en particulier dans des environnements dynamiques. Toutefois, des optimisations supplé-

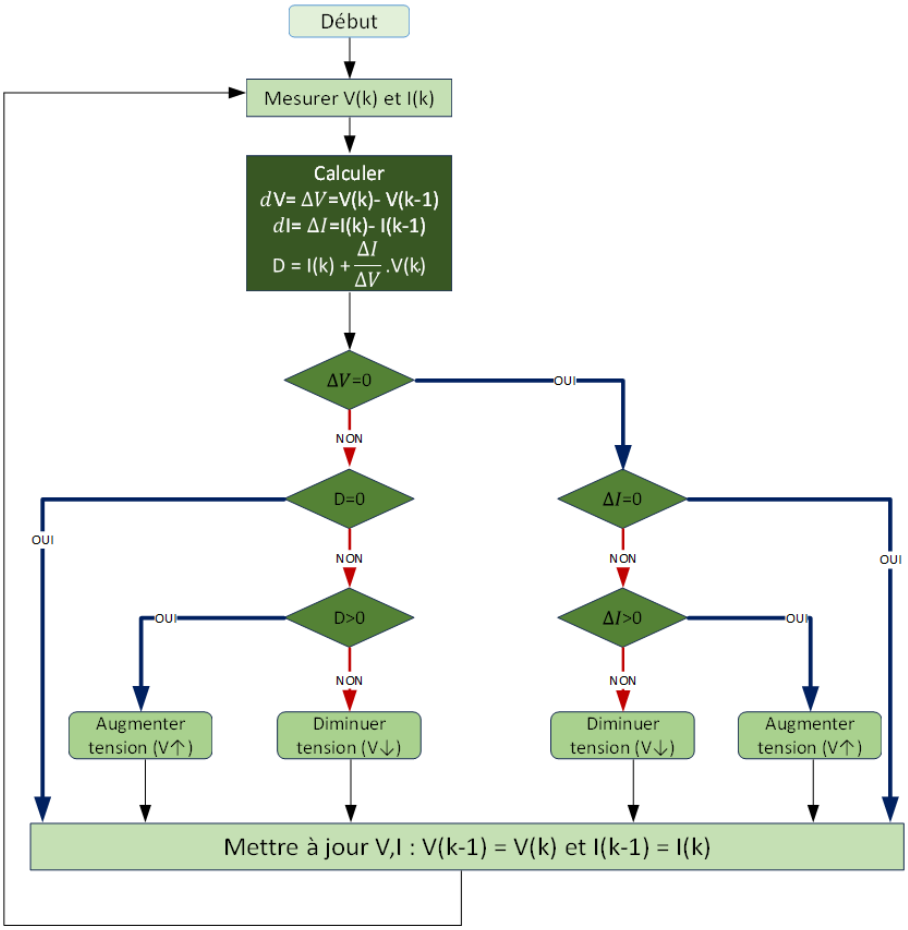


FIGURE 3.13 – *Algorithme IncCond*

mentaires, notamment par l'intégration de l'intelligence artificielle, pourraient encore améliorer ses performances.

3.4.3.7 Fuzzy logic controller (FLC) / Contrôleur à logique floue (FLC)

La variabilité des conditions environnementales, notamment de l'ensoleillement et de la température, constitue un défi majeur pour la performance et la stabilité des systèmes de contrôle dans le domaine de l'énergie solaire. Pour y faire face, les contrôleurs à logique floue (FLC) se démarquent par leur robustesse et leur capacité à gérer l'incertitude sans exiger de modèle mathématique strict [175, 183]. Les contrôleurs flous se distinguent par leur rapidité et leur stabilité en régime transitoire, surpassant les méthodes **P&O** et **IncCond**. En régime permanent, le signal généré par un FLC présente également moins de fluctuations, garantissant une extraction d'énergie plus efficace des panneaux photovoltaïques.

Le FLC suit un cadre mathématique spécifique pour gérer les caractéristiques non linéaires des systèmes photovoltaïques. Son fonctionnement repose sur trois étapes fondamentales :

- **Fuzzification** : conversion des entrées en ensembles flous.
- **Évaluation des règles** : application de règles floues définies pour déterminer la réponse du système.
- **Défuzzification** : conversion des résultats en une sortie nette pour ajuster le fonctionnement du MPPT.

Les deux principales variables d'entrée utilisées sont l'erreur de puissance et son taux de variation. Cette approche accroît la capacité d'adaptation aux changements de l'environnement

tout en limitant les fluctuations de puissance. La mise en œuvre d'un FLC requiert cependant une infrastructure de calcul plus puissante (microcontrôleurs évolués) et une programmation plus complexe [164].

L'étude réalisée à Mohammedia [184] s'inscrit dans cette logique en proposant un système de pompage d'eau photovoltaïque (**PVWP**) optimisé pour les conditions météorologiques locales. Cette approche méthodologique repose sur l'analyse des besoins en eau et des données d'irradiation solaire, permettant un dimensionnement précis des panneaux photovoltaïques, dont la capacité retenue est de 160 W. La modélisation du système est réalisée sous MATLAB/Simulink, intégrant les principaux composants tels qu'un moteur à courant continu, une pompe centrifuge et un convertisseur **DC-DC buck**. Afin de maximiser l'efficacité du pompage, un algorithme **FLC-MPPT** a été mis en œuvre, démontrant des performances supérieures aux méthodes traditionnelles comme **P&O** et **lauto-scaling step-size MPPT**. L'efficacité maximale atteinte par le système est de 96,51%, avec un suivi plus rapide du **MPP** et un meilleur couple de démarrage.

Par ailleurs, une amélioration des **MPPT** basés sur la logique floue a été proposée avec l'intégration du paramètre **Beta** [173]. Cette approche innovante permet d'optimiser l'adaptabilité et l'efficacité des systèmes photovoltaïques en ajoutant **Beta** comme troisième entrée, simplifiant ainsi la conception des règles floues et réduisant la complexité de mise en œuvre. Elle améliore significativement la stabilité du système en limitant les oscillations en régime permanent, tout en accélérant la convergence vers le **MPP** en réponse aux variations dynamiques d'irradiation et de charge. Les résultats expérimentaux confirment l'efficacité de cette méthode, mettant en évidence une amélioration notable de la réponse transitoire et une simplification du processus de mise en œuvre sans nécessiter une expertise avancée de l'utilisateur.

3.4.3.8 Neural network / Réseau neuronal

Plusieurs travaux se sont attachés à intégrer les ANN dans les stratégies de MPPT. Ainsi, Dkhichi et al. [161] ont étudié l'efficacité de l'association d'un ANN avec la méthode P&O. Dans leur approche hybride, l'ANN fournit une estimation initiale du rapport cyclique du convertisseur DC-DC, tandis que P&O ajuste ensuite cette estimation pour atteindre un suivi précis du MPP. Les résultats rapportent une meilleure vitesse de convergence, une réduction des oscillations autour du MPP et une amélioration du rendement de conversion. Dans le même esprit, Jaber et al. [185] ont proposé une méthode fondée sur un réseau neuronal récurrent à deux couches cachées (THLRNN). Contrairement aux approches statiques, ce réseau neuronal récurrent prédit la tension optimale du système PV en exploitant son aptitude à capturer les dynamiques temporelles et les comportements non linéaires. Les simulations montrent une efficacité de 96,6% pour ce dispositif, lequel surpasse non seulement les ANN classiques, mais également des techniques heuristiques telles que l'optimisation par le loup gris. Par ailleurs, Subathra et al. [186] ont mis en avant l'utilisation de l'algorithme de Levenberg-Marquardt (LM) pour l'entraînement des ANN dédiés au MPPT. Grâce à la combinaison de la descente de gradient et de la méthode de Gauss-Newton, l'algorithme LM permet d'atteindre une convergence rapide et une précision accrue. Comparé aux méthodes d'apprentissage traditionnelles, il ajuste de manière dynamique le processus d'optimisation, ce qui se traduit par une meilleure généralisation des ANN et une gestion plus efficace des non-linéarités. Ces avantages se traduisent, in fine, par une diminution des oscillations et des pertes énergétiques, tout en renforçant la robustesse face aux variations environnementales. D'autres travaux s'intéressent à l'optimisation de la structure et des poids de l'ANN. C'est notamment le cas de Chtouki et al. [187], qui ont exploré l'usage d'algorithmes génétiques (GA) pour optimiser le MPPT. Dans leur étude, les GA servent à ajuster l'architecture et les paramètres du réseau neuronal, améliorant ainsi la rapidité de suivi du MPP et la stabilité du système face aux variations climatiques. Les résultats, confirmés par des simulations sous MATLAB/Simulink et par des expérimentations en laboratoire, montrent que la méthode ANN-GA surpasse les approches conventionnelles en termes de temps de réponse et de réduction des oscillations. Plus récemment, Dong et al. [188] ont proposé

une approche novatrice s'appuyant sur les Deep Q Networks (DQN), issus de l'apprentissage par renforcement profond. Contrairement aux méthodes réactives, qui ajustent le point de fonctionnement en fonction de variations immédiates d'irradiation et de température, les DQN modélisent le suivi du MPP comme un processus décisionnel de Markov. Grâce à un apprentissage répétitif au contact de l'environnement, l'algorithme acquiert une politique de contrôle optimale, anticipant ainsi les meilleures décisions et limitant les oscillations autour du point de puissance maximale.

Dans l'ensemble, l'intégration des réseaux neuronaux artificiels dans les stratégies de MPPT apporte des gains substantiels en termes de rapidité de réponse, de stabilité et d'efficacité énergétique. Les approches hybrides, telles que l'ANN-P&O, combinent efficacement les atouts prédictifs des réseaux neuronaux et la robustesse des techniques classiques, assurant ainsi une diminution des oscillations et une meilleure réactivité. L'utilisation d'optimisations avancées, telles que l'algorithme de Levenberg-Marquardt, les algorithmes génétiques et l'apprentissage par renforcement profond via les Deep Q Networks, marque une étape supplémentaire dans l'élaboration de stratégies de gestion énergétique intelligentes. Ces méthodes se montrent particulièrement prometteuses pour relever les défis liés aux environnements dynamiques et aux conditions météorologiques instables, renforçant ainsi la performance et la résilience des systèmes photovoltaïques.

Enfin, des approches de commande prédictive par modèle ouvrent de nouvelles perspectives en anticipant les variations environnementales.

3.4.3.9 Approches de commande prédictive par modèle pour le MPPT

Deux méthodes récentes se distinguent par l'intégration de la commande prédictive par modèle dans le suivi du point de puissance maximale des systèmes photovoltaïques, chacune ciblant un contexte d'application différent. La première, appelée FSCC-MPC [189], combine la technique du courant de court-circuit fractionnaire (FSCC) avec le MPC (*Fractional Short-Circuit Current with Model Predictive Control (FSCC-MPC)*). Destinée aux systèmes PV soumis à des conditions météorologiques réelles (par exemple pompes à chaleur). Le FSCC estime le MPP via une fraction fixe du courant de court-circuit, réduisant les calculs et les oscillations rencontrés dans les approches MPPT classiques (P&O, InC). L'algorithme MPC anticipe quant à lui les variations d'irradiation et de température, optimisant le cycle de travail du convertisseur et évitant de multiples interruptions pour mesurer le courant de court-circuit. Par rapport aux méthodes avancées (ANN, PSO, GWO), la FSCC-MPC présente l'avantage d'une mise en œuvre plus simple et moins coûteuse, grâce à l'absence de processus d'apprentissage et de recalibrage constants.

La seconde méthode, dite MPC-TLFCB [190], vise spécifiquement les convertisseurs *Three-Level Flying Capacitor Boost* (TLFCB). Cette approche s'articule autour de deux boucles : une boucle interne pour réguler la tension des condensateurs volants et le courant de l'inducteur, et une boucle externe basée sur P&O à pas variable pour affiner la tension PV de référence. La MPC anticipe les conditions futures et ajuste en continu les états de commutation, assurant la stabilité du convertisseur et limitant les déséquilibres de tension. Par rapport aux régulateurs traditionnels (PID) ou aux méthodes MPPT habituelle, cette stratégie offre une meilleure réactivité et une fiabilité accrue en présence de variations rapides d'irradiation ou de température. Toutefois, elle requiert une modélisation précise du système et une capacité de calcul suffisante pour le traitement en temps réel.

Dans les deux approches, l'emploi de la commande prédictive par modèle permet d'anticiper et de corriger rapidement les variations météorologiques, améliorant le rendement et la stabilité des systèmes PV. La FSCC-MPC se distingue par sa simplicité de mise en œuvre et son coût modéré, tandis que la MPC-TLFCB vise une efficacité maximale grâce à un contrôle plus complexe et particulièrement adapté aux convertisseurs multi-niveaux. Les validations expérimentales et les simulations confirment, dans chaque cas, une réactivité supérieure et des pertes réduites, positionnant ces techniques parmi les solutions les plus prometteuses pour répondre aux enjeux d'efficacité et de robustesse dans les systèmes photovoltaïques modernes.

3.4.3.10 Discussion

L'analyse comparative effectuée par [169] (figure 3.14), démontre que les méthodes **P&O** modifié, **InC** modifié, **Ripple Correlation** et **Beta** se démarquent par leur taux du facteur de suivi du **MPP**. La méthode **Beta** a été présentée comme une excellente solution en ce qui concerne la meilleure quantité d'énergie extraite (de l'ordre de 98,8 %), la réduction et la diminution de la tension d'ondulation en régime permanent, les bonnes performances transitoires et la simplicité de mise en œuvre, ce qui se traduit par la meilleure performance globale parmi les techniques étudiées.

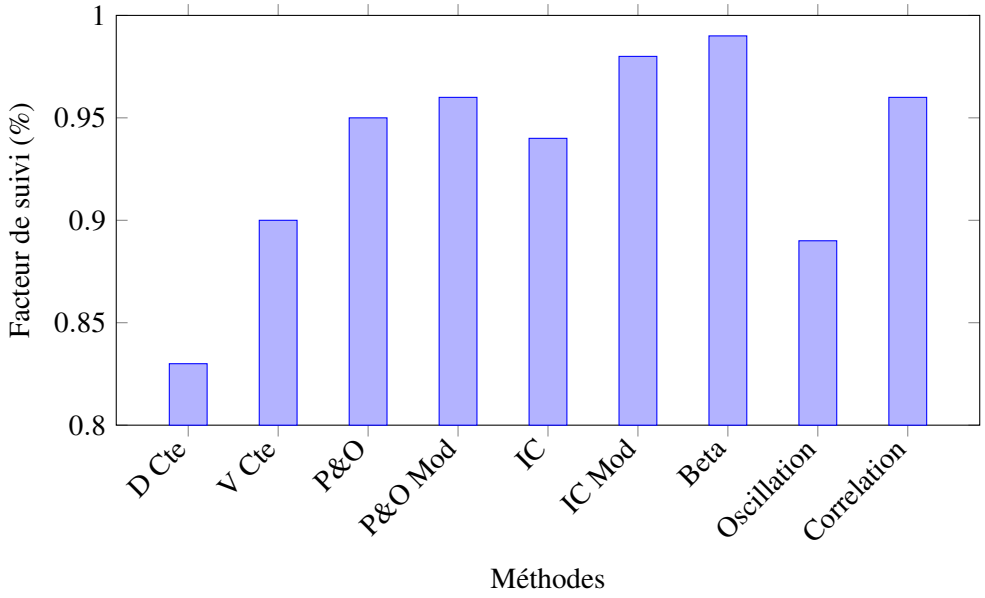


FIGURE 3.14 – *Comparatif du facteur de suivi des différentes méthodes [169].*

Les recherches comparatives, telles que celles de [191] et [192], confrontent (P&O) à d'autres stratégies comme la conductance incrémentale et les contrôleurs flous. Si (P&O) est reconnu pour sa simplicité et son faible coût, ces analyses soulignent néanmoins la nécessité d'intégrer des techniques adaptatives pour en améliorer l'efficacité dans des environnements à variations rapides. En conclusion, bien que (P&O) demeure une solution standard largement exploitée, ses performances peuvent être significativement accrues par l'adoption d'approches hybrides ou évolutives, garantissant ainsi une meilleure efficacité énergétique et une fiabilité accrue des systèmes photovoltaïques en conditions réelles.

Dans la pratique, l'algorithme **P&O** est fréquemment utilisé en raison de sa simplicité d'implémentation. Toutefois, il présente l'inconvénient de ne pas pouvoir spécifier précisément le **MPP**. La méthode **IncCond** répond à cette limitation en offrant une meilleure précision, mais elle souffre d'un temps de réponse relativement lent. Dans ce contexte, l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels (**ANN**) a été proposée pour déterminer rapidement et avec précision le **MPP** [165].

De son côté, le contrôleur à logique floue (**FLC**) offre des performances supérieures au **P&O** et à la méthode **IncCond** en termes de rapidité de réponse transitoire et de stabilité en régime permanent, avec un signal de sortie moins fluctuant. Les systèmes MPPT reposant sur des contrôleurs flous se montrent particulièrement efficaces dans des conditions atmosphériques variables [164]. Par ailleurs, **FLC** a permis d'atteindre jusqu'à 96,51% d'efficacité, surpassant ainsi les performances d'un système dépourvu de MPPT ainsi que celles des méthodes traditionnelles telles que le **P&O** [184].

La faiblesse de la méthode de la conductance incrémentale conventionnelle est que cette dernière pourrait être confuse s'il y a des changements brusques et rapides de l'irradiation [141]. Comme le montre la figure 3.15, lorsque l'irradiation est de 0,4 kW/m^2, l'algorithme **MPPT** ajuste le rapport cyclique pour garantir que le système PV fonctionne à la ligne de charge 2 et que le **MPP** (point

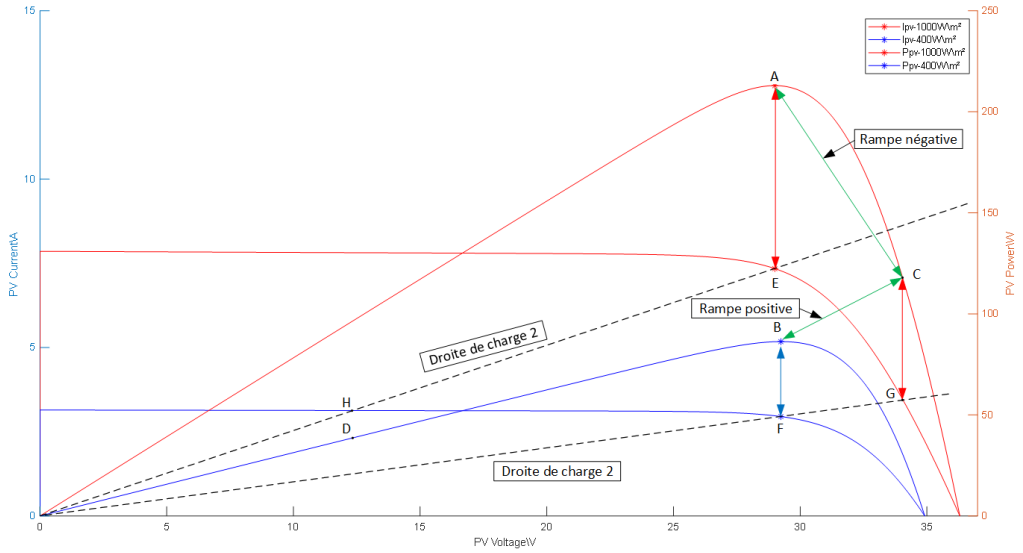


FIGURE 3.15 – *Les courbes des paires I-V et P-V pour les irradiations 400 W/m^2 et 1000 W/m^2 [141].*

B) est suivi. Après un certain temps, l'irradiation solaire augmente à 1,0 kW/m^2 mais le cycle de fonctionnement est maintenu à la ligne de charge 2. Par conséquent, le point G sera trouvé par la ligne de charge 2 dans la courbe I-V de 1,0 kW/m^2 correspondant à la puissance au point C de la courbe P-V. L'algorithme conventionnel de conductance incrémentale calcule le gradient entre les points B et C pour être positif. Cependant, le gradient entre le point C et le **MPP** (point A) de 1,0 kW/m^2 a une valeur négative. Sans se rendre compte de cette erreur, l'algorithme conventionnel augmente la tension du module PV, ce qui entraîne un changement de premier échelon inexact lorsque le niveau d'irradiation solaire passe de faible à élevé. Cependant, ce problème ne se produit pas lorsque le niveau d'irradiation solaire diminue de haut en bas. Ceci est dû au fait que des points E à H, ou dans la courbe P-V des points A à D, le gradient est positif, tandis que le gradient de la courbe P-V est positif, tandis que le gradient entre les points B et D est également positif [193].

Les conditions d'**ombrage partiel** posent un défi majeur pour les MPPT conventionnels, en raison de la présence de multiples maxima locaux sur la courbe puissance-tension (**P-V**). L'approche hybride ANN-P&O s'avère plus performante dans ces conditions, car l'ANN est entraîné sur des scénarios incluant l'ombrage partiel, ce qui lui permet d'identifier le **GMPP** (*Global Maximum Power Point*) au lieu de se contenter d'un maximum local. Une fois cette estimation effectuée, l'algorithme P&O affine la localisation du GMPP pour maximiser la récolte d'énergie. Les simulations et expériences menées ont démontré que cette approche hybride permet une meilleure stabilité et une réduction des pertes énergétiques dans des conditions d'irradiation fluctuante. Toutefois, ces bénéfices sont obtenus au prix d'une complexité accrue et d'une dépendance à la qualité des données d'entraînement [144, 166].

Bien que ces techniques MPPT avancées soient très prometteuses, les méthodes traditionnelles restent pertinentes, en particulier dans les applications plus simples où le coût et la complexité sont des considérations majeures. Le choix d'une méthode **MPPT** dépend donc d'un compromis entre coût, performance et complexité, les solutions avancées étant privilégiées dans les environnements où l'optimisation énergétique est cruciale.

Si le photovoltaïque illustre bien l'importance des stratégies de suivi et d'optimisation, des considérations similaires se posent dans le cas de l'énergie éolienne. Celle-ci, marquée par une variabilité encore plus forte des ressources, requiert également une modélisation adaptée et des techniques de contrôle spécifiques afin de maximiser la conversion énergétique. La section suivante se concentre donc sur l'énergie éolienne, en examinant ses spécificités technologiques et ses méthodes de gestion.

3.5 L'énergie éolienne

Aux côtés du solaire, l'énergie éolienne constitue l'un des piliers majeurs de la transition énergétique. L'énergie éolienne consiste en la conversion de l'énergie cinétique contenue dans le vent en énergie mécanique, puis en électricité. Cette conversion repose sur des dispositifs mécaniques et électroniques sophistiqués, intégrés dans des structures appelées : éoliennes. Cette filière, aujourd'hui mature, se distingue par sa capacité à fournir une production importante, mais soumise à la variabilité du vent. Nous présenterons successivement la conception et le fonctionnement des éoliennes, leurs différentes classifications, les critères d'implantation ainsi que les défis et perspectives liés à leur utilisation. Par ailleurs, nous détaillerons les formulations mathématiques qui permettent de quantifier l'énergie et la puissance associées au vent.

3.5.1 Concept et Composants d'une Éolienne

Le principe de base repose sur l'exploitation de la force du vent grâce à un rotor constitué de pales profilées. Ces dernières, en captant l'énergie cinétique du vent, entraînent la rotation du rotor. Ce mouvement mécanique est transmis à travers un arbre, souvent équipé d'une boîte de vitesses, vers un générateur électrique qui transforme l'énergie mécanique en électricité.

Une éolienne se compose principalement de trois éléments essentiels (voir figure 3.16) :

- **Les pales** : de grandes surfaces aérodynamiques, conçues pour maximiser l'extraction d'énergie du vent. Leur angle d'inclinaison, ajustable via un mécanisme dit " pitch ", permet d'optimiser le rendement en fonction des variations de la vitesse du vent.
- **La nacelle** : elle regroupe le générateur, la boîte de vitesses, le système de contrôle et divers capteurs (girouette, anémomètre, etc.) qui assurent la surveillance et l'ajustement en temps réel du fonctionnement de la machine.
- **Le mât** : structure verticale permettant de positionner la nacelle et le rotor à une hauteur optimale afin de bénéficier de vents plus forts et réguliers.

De plus, un moteur électrique (le système d'orientation ou " yaw drive ") ajuste la position de la nacelle pour l'aligner avec la direction du vent, assurant ainsi une captation d'énergie optimale. Après avoir décrit la structure générale d'une éolienne, il est utile d'examiner les différentes typologies existantes, qui reflètent la diversité des applications et des contextes d'implantation.

3.5.2 Classification et Types d'Éoliennes

Les éoliennes se déclinent en plusieurs catégories selon divers critères, reflétant ainsi la diversité des applications et des contextes d'implantation. Trois principaux critères permettent de les distinguer : l'orientation de l'axe de rotation, la régulation de leur vitesse, ainsi que le lieu d'installation.

- **Orientation de l'axe de rotation** La plupart des éoliennes actuellement en service disposent d'un axe horizontal (HAWT). Cette configuration, dotée d'un rotor et de pales pouvant s'orienter ou ajuster leur pas, offre une performance aérodynamique élevée tout en garantissant une bonne adaptabilité face aux variations du vent. En revanche, les éoliennes à axe vertical (VAWT), bien que moins répandues, ne nécessitent pas de mécanisme d'orientation : elles captent le vent quelle que soit sa direction. Cette caractéristique les rend intéressantes pour des installations de petite taille ou en milieu urbain, malgré un rendement généralement plus faible que celui des HAWT.
- **Régulation de la vitesse** S'agissant du régime de rotation, on distingue les turbines à vitesse fixe et celles à vitesse variable. Les premières maintiennent un régime constant et sont souvent associées à des générateurs synchrones ou asynchrones connectés directement au réseau. Plus simples à fabriquer et généralement moins onéreuses, elles souffrent toutefois

d'un moindre rendement énergétique et d'une sollicitation mécanique plus importante lors des variations de vent. À l'inverse, les turbines à vitesse variable ajustent leur vitesse de rotation à l'aide de convertisseurs d'électronique de puissance, ce qui accroît leur capacité à extraire l'énergie disponible et réduit les contraintes structurelles : elles constituent donc la référence dans les projets éoliens de grande envergure.

- **Emplacement d'implantation** Quant au site d'installation, on distingue les parcs terrestres, plus aisés à construire et à entretenir, mais pouvant être soumis à des restrictions liées au relief ou à la réglementation, et les parcs offshore, installés en mer. Ces derniers bénéficient généralement de vents plus réguliers et plus puissants, augmentant la production d'énergie de 10 à 20% par rapport aux sites terrestres. Cependant, leur réalisation implique des coûts substantiels, en particulier pour le raccordement au réseau électrique via des câbles sous-marins, et suppose d'importants travaux d'ingénierie pour résister aux conditions marines.

Par ailleurs, les récentes avancées technologiques, notamment dans les éoliennes de classe III (adaptées à des vitesses de vent moyennes annuelles allant jusqu'à 7,5 m/s), ont permis d'améliorer les performances de 10 à 25 % par rapport aux générations antérieures. Ces machines, caractérisées par une hauteur plus importante et des pales allongées, permettent un meilleur facteur de charge et une production d'énergie plus stable. Elles offrent aussi la possibilité d'être implantées à proximité des zones de consommation, réduisant ainsi les coûts liés au réseau de distribution.

Quelle que soit leur catégorie, les éoliennes reposent sur un même principe de conversion de l'énergie du vent en électricité, que nous détaillons ci-après.

3.5.3 Principe de Fonctionnement d'une Éolienne

La figure 3.16 illustre schématiquement les principaux composants d'une éolienne et leur rôle dans la conversion de l'énergie du vent en électricité. L'élément central de l'éolienne est le rotor, qui constitue la partie tournante captant l'énergie du vent. Il est composé de pales, de larges surfaces aérodynamiques conçues pour maximiser la capture de l'énergie cinétique du vent. L'angle des pales est ajusté par un mécanisme appelé pitch, permettant d'optimiser le rendement de l'éolienne en fonction de la vitesse du vent. Lorsque le vent met en mouvement le rotor, l'énergie mécanique est transmise à un arbre à basse vitesse, qui tourne lentement et est relié à une boîte de vitesses. Ce système mécanique a pour rôle d'augmenter la vitesse de rotation et d'entraîner l'arbre à haute vitesse, lequel est directement relié au générateur. Ce dernier transforme l'énergie mécanique en énergie électrique. Pour garantir le bon fonctionnement et la sécurité de l'éolienne, plusieurs systèmes sont intégrés. Un frein est utilisé pour arrêter le rotor en cas d'urgence ou lors d'opérations de maintenance. Par ailleurs, le système d'orientation (yaw drive) assure l'alignement optimal des pales avec la direction du vent grâce à un moteur d'orientation (yaw motor). Le frein à disque automatique n'a pas pour fonction de ralentir l'éolienne, mais de l'arrêter complètement. Ce processus est automatiquement activé dès que la vitesse dépasse un seuil spécifique, grâce à un capteur de vitesse. Lorsque la vitesse du vent diminue, le système de freinage est désactivé, permettant ainsi à l'éolienne de reprendre son fonctionnement normal. Ce mécanisme peut également être activé en cas de détection d'une anomalie sur le réseau électrique. L'ensemble de ces composants est logé dans la nacelle, une structure située au sommet du mât et abrite les composants mécaniques et pneumatiques et certains composants électriques et électroniques nécessaires au fonctionnement de la machine. Cette dernière joue un rôle essentiel en maintenant l'éolienne à une hauteur suffisante, là où les vents sont plus réguliers et plus puissants. La nacelle contient également un contrôleur, chargé de surveiller et de gérer le fonctionnement de l'éolienne en fonction des conditions environnementales. Enfin, des capteurs tels que la girouette et l'anémomètre permettent de mesurer respectivement la direction et la vitesse du vent, fournissant ainsi des données essentielles pour l'optimisation de l'orientation et du fonctionnement de l'éolienne.

Le fonctionnement peut être décrit en plusieurs étapes chronologiques :

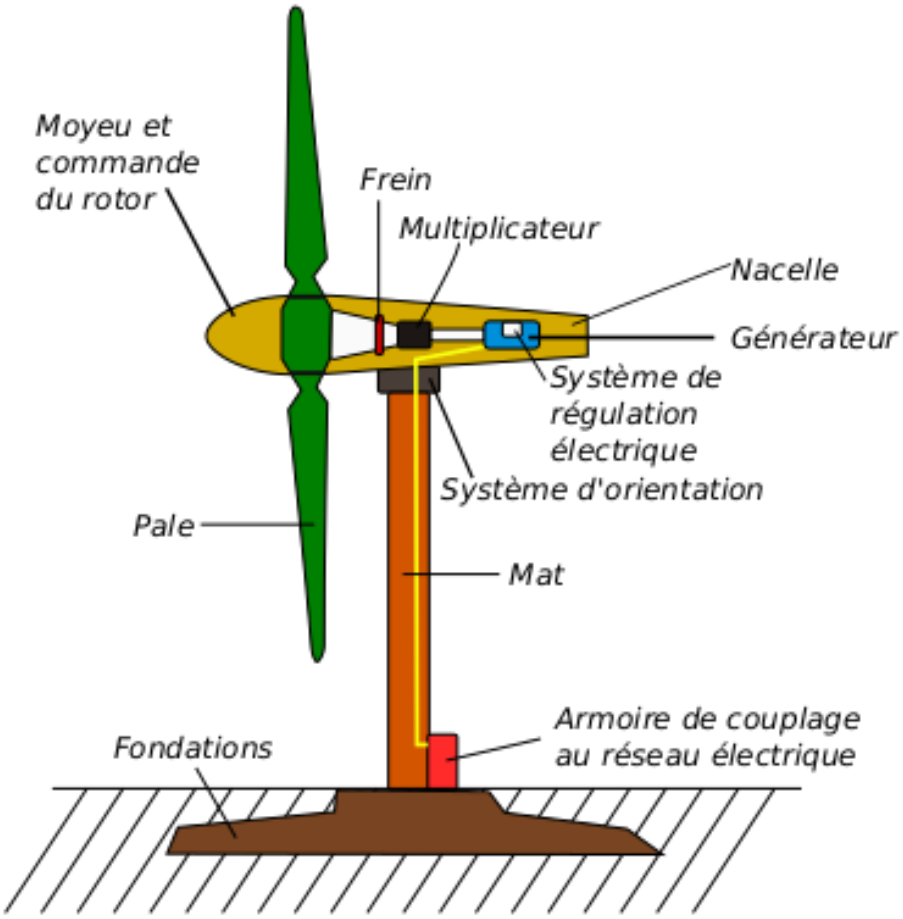


FIGURE 3.16 – *Schéma détaillé d'une éolienne, montrant le rotor, la nacelle, le mât ainsi que les systèmes d'orientation et de freinage.*

1. **Captation de l'énergie** : Le vent met en mouvement le rotor. Les pales, dont l'angle est contrôlé par le système de pitch, optimisent la capture de l'énergie cinétique.
2. **Transmission de l'énergie mécanique** : Le rotor transmet l'énergie à un arbre tournant à basse vitesse. Une boîte de vitesses augmente cette vitesse afin d'entraîner le générateur à haute vitesse.
3. **Conversion en électricité** : Le générateur transforme l'énergie mécanique en électricité, initialement à une tension d'environ 690 V, qui est ensuite convertie à 20 000 V pour être injectée dans le réseau.

Si le fonctionnement d'une éolienne est désormais bien compris, sa performance réelle dépend fortement des conditions du site où elle est implantée. D'où l'importance d'étudier les critères de sélection des emplacements.

3.5.4 Implantation et Critères de Sélection des Sites

Avant l'installation d'un parc éolien, plusieurs études de faisabilité sont réalisées. Un site optimal doit satisfaire un ensemble de critères :

- **Potentiel éolien** : Le site doit offrir des vitesses de vent régulières, idéalement comprises entre 45 et 90 km/h, afin d'assurer une production maximale. Bien que les éoliennes puissent fonctionner dans une plage de 14 à 90 km/h, elles sont arrêtées pour des raisons de sécurité au-delà de cette limite.
- **Contraintes réglementaires** : L'implantation ne doit pas interférer avec des infrastructures sensibles (zones aéronautiques, radars, etc.) et doit respecter les normes environnementales.
- **Respect de l'environnement** : L'impact sur l'avifaune, la faune marine et le paysage doit être évalué, en évitant par exemple les réserves naturelles ou zones classées.
- **Distance des zones habitées** : Pour minimiser les nuisances sonores et visuelles, les éoliennes doivent être installées à une distance d'au moins 500 m des habitations.
- **Taux de fonctionnement** : L'objectif est d'assurer une production d'électricité constante, avec un facteur de charge généralement compris entre 75 et 95 %.

L'implantation peut être terrestre ou offshore. La France, par exemple, dispose d'un important gisement éolien, tant sur le territoire que dans ses zones maritimes, offrant ainsi des perspectives de production énergétique significatives.

L'évaluation du potentiel d'un site passe aussi par une modélisation rigoureuse de la ressource éolienne et de la puissance effectivement récupérable.

3.5.5 Modélisation de l'Énergie Cinétique et de la Puissance du Vent

Afin d'estimer l'énergie récupérable à partir du vent, plusieurs relations fondamentales issues de la mécanique des fluides sont utilisées. Cette section présente les formules permettant de quantifier l'énergie cinétique du vent, la puissance disponible, ainsi que la puissance réellement extraite par une éolienne.

3.5.5.1 Énergie Cinétique et Puissance de l'Air

L'énergie cinétique E_c d'une masse m d'air se déplaçant à une vitesse V est donnée par l'expression classique :

$$E_c = \frac{1}{2}mV^2 \tag{3.27}$$

Lorsqu'on s'intéresse à un flux continu d'air, il est plus pertinent de considérer la puissance associée à ce flux, c'est-à-dire l'énergie transférée par unité de temps. Cette puissance est donnée par :

$$P = \frac{1}{2}\dot{m}V^2 \tag{3.28}$$

où $\dot{m}$ est le débit massique de l'air (kg/s). En utilisant la relation $\dot{m} = \rho AV$, avec ρ la densité de l'air et A la surface balayée par le rotor, on obtient la puissance du vent disponible (aussi appelée puissance éolienne théorique) :

$$P = \frac{1}{2}\rho AV^3 \tag{3.29}$$

où :

- P : puissance du vent disponible (W),
- ρ : densité de l'air (kg/m^3),
- A : surface balayée par les pales (m^2),
- V : vitesse du vent incident (m/s).

3.5.5.2 Puissance Extraite par les Pales du Rotor

Toute la puissance du vent ne peut pas être captée. La puissance mécanique extraite par le rotor est la différence entre l'énergie cinétique du vent en amont (V) et celle en aval (V_0) :

$$P_0 = \frac{1}{2}\dot{m}(V^2 - V_0^2) \tag{3.30}$$

Le débit massique au niveau des pales s'écrit :

$$\dot{m} = \rho A V_w \tag{3.31}$$

avec V_w la vitesse moyenne de l'air entre l'amont et l'aval du rotor. En considérant la force F exercée par le rotor sur le flux d'air :

$$F = \dot{m} \cdot (V - V_0) = \rho A V_w (V - V_0) \tag{3.32}$$

La puissance mécanique extraite est donc :

$$P_0 = F \cdot V_w = \rho A V_w^2 (V - V_0) \tag{3.33}$$

On peut également exprimer cette puissance sous forme alternative :

$$P_0 = \frac{1}{2}\rho A V_w (V^2 - V_0^2) \tag{3.34}$$

avec :

$$V_w = \frac{V + V_0}{2} \tag{3.35}$$

Enfin, en introduisant le coefficient de puissance C_p, qui représente le rendement aérodynamique du rotor :

$$P_0 = \frac{1}{2}\rho A V^3 C_p \tag{3.36}$$

La figure 3.17 représente le comportement dynamique de ce coefficient. La limite théorique maximale du coefficient C_p est donnée par la loi de Betz [152] :

$$C_{p,\max} = \frac{16}{27} \approx 0.593 \tag{3.37}$$

Une expression théorique plus précise de C_p en fonction du rapport de vitesses est :

$$C_p = \frac{\left(1 + \frac{V_0}{V}\right)\left[1 + \left(\frac{V_0}{V}\right)^2\right]}{2} \tag{3.38}$$

En pratique, les éoliennes modernes atteignent des valeurs maximales de C_p entre 0.4 et 0.5 selon les pertes aérodynamiques et mécaniques [194].

3.5.5.3 Optimisation du Coefficient de Puissance et Contrôle du Rotor

Le coefficient C_p dépend fortement du rapport de vitesses (TSR, λ) et de l'angle d'inclinaison des pales β. On utilise une relation empirique pour modéliser cette dépendance :

$$C_p(\lambda, \beta) = A_1 \left(\frac{A_2}{\lambda_i} - A_3\beta + A_4\right) e^{-A_5/\lambda_i} + A_6\lambda \tag{3.39}$$

avec :

$$\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{\beta^2 + 1} \tag{3.40}$$

et les coefficients numériques :

- $A_1 = 0.5, A_2 = 116, A_3 = 0.4, A_4 = 5, A_5 = 21, A_6 = 0.0068$

Le rapport de vitesse de rotation des pales (TSR) est donné par :

$$\lambda = \frac{T_s}{V} = \frac{R \cdot \omega}{V} \tag{3.41}$$

où :

- R : rayon des pales (m),
- ω : vitesse angulaire du rotor (rad/s).

Pour maximiser la puissance extraite, on cherche à maintenir λ à sa valeur optimale λ_{optimal}, correspondant à $C_{p,\max}$:

$$C_{p,\max} = C_p(\lambda_{\text{optimal}}, \beta) \tag{3.42}$$

Dès lors, la vitesse de rotation optimale de la turbine est donnée par :

$$\omega_{\text{optimal}} = \frac{V \cdot \lambda_{\text{optimal}}}{R} \tag{3.43}$$

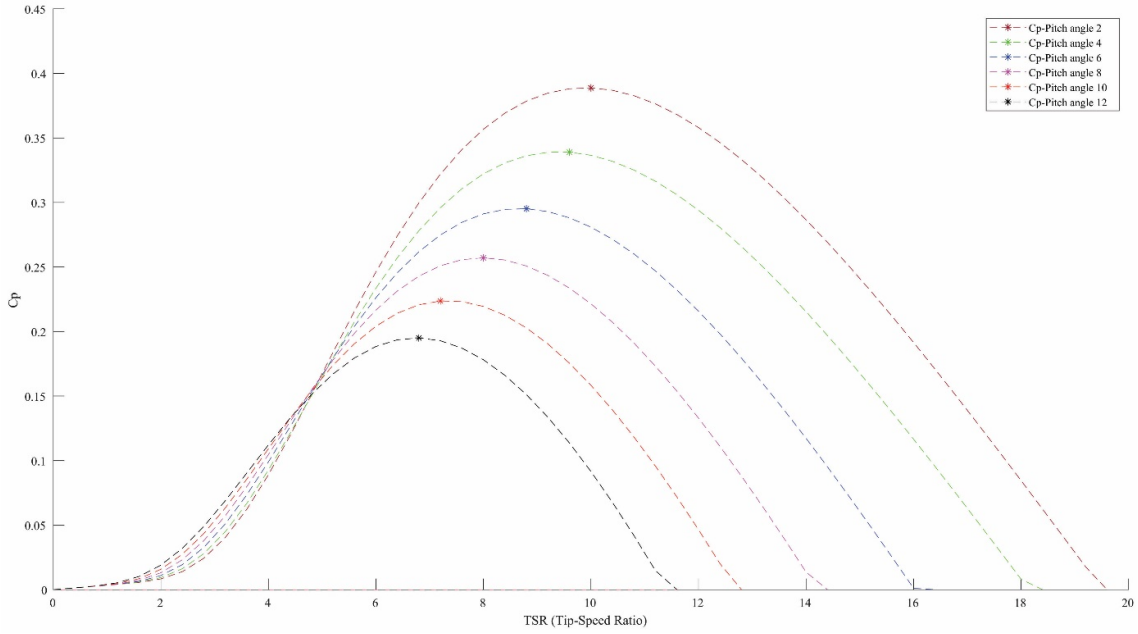


FIGURE 3.17 – *Comportement du coefficient de puissance C_p en fonction de λ et β.*

Au-delà de ces fondements théoriques, les éoliennes modernes intègrent des stratégies de contrôle avancées et des innovations technologiques destinées à améliorer leur rendement et leur durabilité.

3.5.6 Avancées technologiques et stratégies de contrôle pour l'optimisation des éoliennes modernes

Les éoliennes modernes reposent fréquemment sur des générateurs asynchrones à double alimentation (DFIG), reconnus pour leur efficacité dans la conversion d'énergie et pour leur capacité

à assurer une stabilité satisfaisante du réseau grâce à des stratégies de contrôle avancées [195]. Dans le cadre des parcs éoliens offshore, l'usage de techniques de modélisation fondées sur l'analyse de données s'est révélé prometteur pour maximiser l'efficacité des générateurs et faciliter la détection des défaillances [196]. L'optimisation aérodynamique des pales, combinée à des approches de contrôle visant à réduire les contraintes de torsion, s'inscrit également dans cette dynamique d'amélioration de la durabilité et des performances [197].

Le pilotage des éoliennes joue un rôle crucial pour optimiser leur production tout en limitant les contraintes mécaniques et en maintenant un niveau de fiabilité élevé du réseau électrique. Plusieurs approches de pointe ont vu le jour. Par exemple, l'ajustement du lacet (yaw control) en fonction de la dérive du vent peut accroître l'efficacité énergétique globale d'une turbine [198]. Par ailleurs, l'emploi de méthodes d'apprentissage automatique dépasse les performances des contrôleurs PID classiques, notamment grâce à un ajustement adaptatif de l'angle de pas et de lacet [199]. La régulation se fait généralement selon cinq zones opérationnelles :

1. **Zone d'enclenchement** : La turbine commence à produire de l'énergie à partir d'une vitesse minimale.
2. **Zone de C_p maximal constant** : La vitesse du rotor s'ajuste pour maintenir un TSR optimal et ainsi maximiser C_p.
3. **Zone de limitation de la vitesse** : À partir d'un certain seuil, la vitesse du rotor est maintenue constante pour protéger les composants.
4. **Zone de régulation par réduction de vitesse** : En cas de rafales, la puissance est limitée en diminuant la vitesse du rotor, souvent via un système de freinage spécifique (par exemple, par induction de courants de Foucault).
5. **Zone de coupure** : Le rotor s'arrête complètement pour prévenir tout dommage lorsque la vitesse du vent dépasse une limite sécuritaire.

Sur le plan technologique, la commande de pas électrohydraulique constitue une alternative pour stabiliser la fréquence de rotation du générateur [200]. En complément, des approches de contrôle optimal tirant parti d'équations différentielles-algébriques contribuent à maintenir une puissance stable en dépit des fluctuations de vitesse du vent [201]. Parallèlement, les méta-matériaux mécaniques — intégrés notamment aux éléments structuraux — peuvent réduire l'amplitude des vibrations jusqu'à 60%, améliorant ainsi la fiabilité des éoliennes offshore [202].

Enfin, l'efficacité de la production énergétique sous des conditions de vent réelles et variables peut être rehaussée grâce à des contrôleurs hybrides à mode de glissement couplés à des réseaux de neurones artificiels [203]. De même, l'introduction d'une logique floue dans la régulation de l'angle de pas renforce la robustesse et la stabilité du contrôle, surpassant les performances des contrôleurs PI usuels [204].

Dans l'ensemble, ces avancées témoignent de la transition vers des méthodes de contrôle adaptatives et intelligentes, marquant un tournant dans la conception de systèmes éoliens. Grâce à la combinaison de l'aérodynamique, des technologies d'électronique de puissance et de l'IA, l'énergie éolienne progresse vers un nouveau palier de fiabilité et d'efficacité, confortant ainsi sa position comme alternative durable aux énergies fossiles.

Ainsi, le contrôle de la vitesse du rotor est essentiel pour :

- Maximiser l'extraction d'énergie.
- Protéger les composants mécaniques et électriques (générateur, électronique de puissance) contre des surcharges en cas de vent fort.
- Éviter l'emballement du rotor lors de déconnexions accidentelles ou planifiées du générateur.

Si ces avancées technologiques témoignent du potentiel croissant de l'éolien, elles ne suffisent pas à effacer les limites structurelles de cette filière. Il demeure essentiel d'examiner les défis persistants et les perspectives qui conditionnent son rôle dans le futur mix énergétique.

3.5.7 Potentiel, Défis et Perspectives de l'Éolien

L'énergie éolienne représente une technologie mature et en constante évolution. La compréhension approfondie de ses principes (depuis la captation de l'énergie cinétique du vent jusqu'à la régulation fine de la puissance produite) permet d'optimiser le rendement des éoliennes tout en garantissant la protection de leurs composants. L'énergie éolienne est une source renouvelable de choix, notamment en raison de son impact environnemental réduit et de sa capacité à diminuer la dépendance aux énergies fossiles. Cependant, plusieurs défis subsistent :

- **Intermittence du vent** : La variabilité de la ressource éolienne nécessite l'intégration de solutions de stockage ou une complémentarité avec d'autres sources d'énergie (nucléaire, hydraulique, solaire).
- **Impacts environnementaux** : Des risques, tels que les collisions d'oiseaux et de chauves-souris ou les perturbations de la faune marine en milieu offshore, doivent être pris en compte.
- **Nuisances** : Les aspects visuels et sonores limitent parfois les zones d'implantation, surtout à proximité des habitations.

Ainsi, bien que l'éolien constitue une filière en forte croissance, sa variabilité naturelle impose une complémentarité avec d'autres sources renouvelables plus stables et pilotables. C'est dans ce rôle que l'hydroélectricité, grâce à ses capacités de régulation et de stockage, occupe une place centrale au sein du mix énergétique.

3.6 L'Énergie Hydraulique

L'hydroélectricité constitue l'une des plus anciennes formes d'énergie renouvelable. Elle repose sur la conversion de l'énergie hydraulique en électricité, réalisée par une turbine reliée à un générateur. Les centrales hydroélectriques tirent parti soit de l'énergie potentielle fournie par la retenue d'eau en altitude (dans le cas des barrages), soit de l'énergie cinétique des cours d'eau dans les centrales au fil de l'eau. Par ailleurs, d'autres technologies exploitent également le mouvement des marées, des courants marins ou des vagues, tandis que les systèmes de pompage-turbinage (STEP) permettent de stocker l'énergie excédentaire en pompant l'eau vers un réservoir supérieur, puis de la restituer lors des pics de demande. La figure 3.18 illustre le fonctionnement d'une turbine hydraulique couplée à un générateur électrique. Le système exploite l'énergie hydraulique en transformant l'énergie cinétique de l'eau en électricité. Le flux d'eau, indiqué par une flèche, est dirigé vers les pales de la turbine (en bas), où il exerce une force mécanique. Cette énergie est transmise via l'axe de rotation au générateur situé en haut. Le générateur, composé d'un stator fixe et de rotors réglables, transforme l'énergie mécanique en énergie électrique grâce à un champ magnétique tournant.

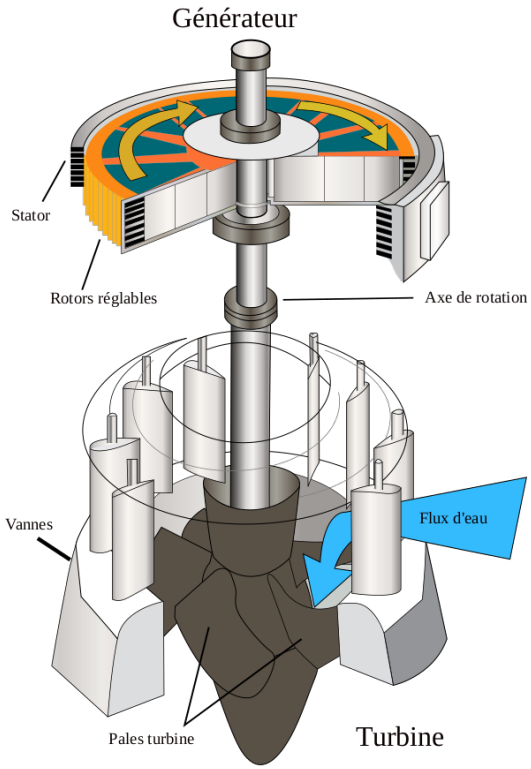


FIGURE 3.18 – *Illustration en coupe d'une turbine hydraulique connectée à un générateur électrique.*

Le choix de la turbine dépend principalement de la hauteur de chute et du débit. Les turbines Pelton, dotées de roues à godets, sont adaptées aux chutes très élevées, tandis que les turbines Francis, à écoulement radial-axial, ciblent des chutes moyennes à élevées. Les turbines Kaplan, dotées de pales orientables, conviennent aux faibles chutes et forts débits. Enfin, la turbine Wells, moins répandue, exploite l'effet de flux d'air provoqué par le mouvement des vagues dans des conduits verticaux. Cette énergie se distingue par ses coûts d'exploitation réduits, ses faibles émissions de gaz à effet de serre et sa capacité de régulation via les réservoirs, qui facilite l'équilibrage du réseau face à l'intermittence de l'éolien et du solaire. Toutefois, les aménagements hydroélectriques soulèvent des questions socio-environnementales, notamment le déplacement de populations, l'inondation de zones cultivables et la perturbation des écosystèmes aquatiques.

Malgré ces défis, l'hydroélectricité demeure un pilier de la transition énergétique, grâce à son rôle de soutien essentiel pour stabiliser les réseaux électriques et compenser la variabilité des énergies renouvelables. Les perspectives incluent la modernisation des barrages existants, la mise au point de micro-hydroliennes et l'amélioration des systèmes de pompage-turbinage. Dans ce contexte, la gestion durable de la ressource en eau, l'optimisation du rendement énergétique et la minimisation de l'impact écologique constituent les lignes directrices de l'évolution future de l'hydroélectricité.

Si l'hydroélectricité constitue une filière historique et pilotable, elle reste dépendante des ressources en eau et soulève des enjeux environnementaux. La géothermie offre quant à elle une alternative plus discrète et indépendante des conditions climatiques.

3.7 L'Énergie Géothermique

La géothermie consiste à exploiter la chaleur stockée sous la surface de la Terre afin de produire de l'électricité ou de satisfaire des besoins en chauffage et en eau chaude. Son principe repose sur le fait que la température du sous-sol augmente avec la profondeur, de l'ordre de 3 °C pour 100 m en moyenne : ce phénomène, appelé gradient géothermique, résulte en majeure partie (environ 87%) de la radioactivité naturelle des roches de la croûte terrestre, et plus marginalement de la chaleur résiduelle émanant du manteau et du noyau. Dans les régions géologiquement actives, la vapeur à haute température (ou l'eau très chaude) peut être directement puisée et acheminée vers des turbines pour produire de l'électricité. Ces centrales géothermiques fournissent une production stable et régulière, relativement indépendante des conditions météorologiques, ce qui les différencie d'autres sources renouvelables intermittentes telles que le solaire et l'éolien. À une échelle plus modeste, des pompes à chaleur géothermiques prélèvent la chaleur contenue dans les couches peu profondes du sous-sol pour chauffer des bâtiments ou des réseaux de chaleur urbains. Ces systèmes peuvent significativement réduire la consommation de combustibles fossiles et les émissions de gaz à effet de serre qui y sont associées, tout en bénéficiant d'une réserve d'énergie localement renouvelable. Toutefois, l'exploitation géothermique demande souvent d'importants investissements initiaux, principalement liés aux forages et à la mise en place des infrastructures. Par ailleurs, la disponibilité et la rentabilité d'un projet dépendent étroitement de la configuration géologique, ce qui en limite le déploiement à grande échelle. Les fluides géothermaux peuvent renfermer des sels, des métaux ou des particules radioactives susceptibles de corroder les conduites, de former des dépôts incrustants ou encore de poser des problèmes de gestion une fois remontés à la surface. Malgré ces inconvénients, la géothermie présente d'importants atouts. Elle est considérée comme renouvelable à l'échelle humaine, car le réservoir de chaleur de la Terre est colossal et se régénère partiellement, à condition de gérer rationnellement la ressource. Elle offre une source quasi continue d'énergie, avec une longue durée de vie des réserves. Les émissions directes de gaz à effet de serre demeurent, quant à elles, relativement faibles. Lorsque cette énergie est exploitée de manière raisonnée, la géothermie se révèle donc être une solution particulièrement intéressante pour décarboner les secteurs du chauffage, de l'eau chaude et, dans certains cas, de la production d'électricité, contribuant ainsi à la diversification et à la stabilité du mix énergétique.

Toutefois, le potentiel de la géothermie reste limité à certaines zones géologiques. La biomasse et le biogaz élargissent le champ des possibles en valorisant directement les ressources organiques disponibles localement.

3.8 La Biomasse et le Biogaz

La biomasse et le biogaz constituent des solutions énergétiques renouvelables permettant de valoriser la matière organique tout en contribuant à la transition énergétique. Depuis la préhistoire, l'humanité exploite la biomasse sous forme de bois de chauffage, une pratique qui s'est progressivement transformée en une source d'énergie moderne pour la production de chaleur, d'électricité et de biocarburants. Aujourd'hui, cette ressource comprend un large éventail de matières premières, allant du bois et des résidus agricoles aux déchets organiques ménagers et aux boues d'épuration. L'une des principales méthodes de valorisation repose sur la combustion de la biomasse. Dans les centrales thermiques et les systèmes de cogénération, des matériaux tels que le bois, la paille ou les résidus végétaux sont brûlés afin de produire de la chaleur et de l'électricité. Actuellement, en France, environ 33% de la production primaire d'énergies renouvelables est issue de la biomasse et 6% de la combustion du biogaz [205]. Le biogaz, quant à lui, est produit par méthanisation, un processus biologique de fermentation anaérobie où des micro-organismes transforment des déchets

organiques en un gaz principalement composé de méthane. Ce biogaz peut être utilisé directement pour produire de la chaleur et de l'électricité ou être purifié en biométhane afin d'être injecté dans les réseaux de gaz naturel ou utilisé comme carburant. Les matières premières employées incluent les déchets domestiques, les effluents agricoles (fumier et lisier), les boues des stations d'épuration ainsi que certains déchets industriels, comme les papiers et cartons. La biomasse peut être convertie en énergie selon trois principaux procédés : thermique (combustion), chimique (pyrolyse, gazéification) et biochimique (méthanisation). Outre la chaleur et l'électricité, ces technologies permettent aussi de produire des biocarburants tels que le biodiesel et le bioéthanol, qui constituent des alternatives aux carburants fossiles dans les transports. En conclusion, la biomasse et le biogaz offrent des solutions intéressantes pour la production d'énergie renouvelable, avec un potentiel considérable pour la réduction des émissions de gaz à effet de serre et la valorisation des déchets. Toutefois, leur exploitation doit s'inscrire dans une approche durable et équilibrée afin de préserver les ressources naturelles et éviter les effets indésirables liés à une demande excessive en biomasse.

Bien que ces filières bioénergétiques contribuent à la transition énergétique, elles ne suffisent pas à couvrir seules les besoins croissants. Le nucléaire, malgré ses controverses, continue d'assurer une part importante et stable de la production mondiale d'électricité.

3.9 L'Énergie Nucléaire

L'énergie nucléaire repose sur l'exploitation des forces fondamentales qui lient les particules du noyau atomique, principalement via la fission et, potentiellement à l'avenir, la fusion nucléaire. La fission, qui consiste à briser des noyaux lourds comme l'uranium ou le plutonium pour libérer de l'énergie, constitue aujourd'hui le mode de production d'électricité des centrales nucléaires. En revanche, la fusion, qui imite les réactions au cœur du Soleil en fusionnant des noyaux légers comme ceux de l'hydrogène, représente un objectif à long terme pour une énergie plus propre et pratiquement inépuisable. L'énergie nucléaire, bien que source de débats en raison des questions de sécurité et de gestion des déchets, connaît une transformation avec l'émergence de technologies avancées. Les réacteurs de quatrième génération sont en cours de développement avec pour objectif d'améliorer l'efficacité de l'utilisation des combustibles et de minimiser la production de déchets radioactifs. Parmi ces réacteurs, certains concepts visent à recycler une partie du combustible usé, réduisant ainsi la quantité et la durée de vie des déchets à gérer. Une autre avancée majeure concerne les petits réacteurs modulaires (SMR), qui offrent une alternative plus flexible et plus sécurisée aux réacteurs conventionnels. Leur conception modulaire permet une construction plus rapide, avec des coûts d'investissement réduits, tout en intégrant des systèmes de refroidissement passifs qui renforcent la sûreté des installations. Ces réacteurs, bien que toujours en phase de développement, pourraient jouer un rôle clé dans la transition énergétique en diversifiant l'offre nucléaire et en facilitant son déploiement dans des régions où les infrastructures lourdes sont plus difficiles à mettre en place. En somme, le nucléaire reste un acteur central dans le mix énergétique mondial, avec des perspectives d'évolution qui pourraient en renforcer la sûreté, l'efficacité et la durabilité. La poursuite des recherches sur la gestion des déchets, les réacteurs avancés et la fusion déterminera son rôle futur dans la transition vers une production énergétique plus propre et plus résiliente.

Enfin, au-delà des filières établies, une ressource émergente attire de plus en plus l'attention : l'hydrogène vert. Produit à partir d'électricité renouvelable, il constitue une source d'énergie décarbonée aux usages multiples, notamment dans l'industrie et les transports.

3.10 L'Hydrogène Vert

L'hydrogène vert se distingue par sa méthode de production, qui repose sur l'électrolyse de l'eau en utilisant une électricité entièrement issue de sources renouvelables. Ce procédé permet d'obtenir un hydrogène exempt d'émissions de CO_2, en contraste avec les méthodes traditionnelles de production à partir de gaz naturel. L'hydrogène vert est particulièrement prometteur en raison de sa polyvalence. Il peut être utilisé comme moyen de stockage des surplus d'électricité renouvelable, facilitant ainsi l'intégration des énergies intermittentes telles que l'éolien et le solaire. Il trouve également des applications dans les piles à combustible pour alimenter des véhicules sans émissions polluantes, contribuant ainsi à la décarbonation du secteur des transports. En outre, il joue un rôle essentiel dans certains processus industriels, notamment dans la sidérurgie et la production d'ammoniac, où il peut remplacer l'hydrogène fossile et ainsi réduire considérablement les émissions de gaz à effet de serre. Toutefois, malgré ses nombreux avantages, le développement de l'hydrogène vert fait face à plusieurs défis. Son coût de production reste relativement élevé en raison du prix de l'électricité renouvelable et de l'investissement nécessaire dans les électrolyseurs. De plus, les infrastructures de distribution et de stockage sont encore limitées, ce qui freine son adoption à grande échelle. Pour surmonter ces obstacles, des investissements massifs sont en cours afin de développer des électrolyseurs plus performants et d'accroître la capacité des réseaux d'énergie pour faciliter le transport et l'utilisation de l'hydrogène. En somme, l'hydrogène vert représente une solution prometteuse pour la décarbonation de nombreux secteurs, mais son développement nécessite encore des avancées technologiques et une structuration accrue des infrastructures. Grâce aux efforts de recherche et aux politiques de soutien mises en place dans plusieurs pays, il pourrait jouer un rôle central dans l'évolution vers un mix énergétique plus propre et durable.

3.11 Les technologies de stockages

Le stockage d'énergie joue un rôle clé dans les systèmes électriques modernes, en permettant de découpler la production et la consommation. Il contribue à intégrer efficacement les énergies renouvelables intermittentes, à stabiliser les réseaux électriques et à optimiser les coûts de production. Plusieurs technologies coexistent aujourd'hui, reposant sur des principes variés et répondant à des besoins distincts en termes d'échelle, de rapidité de réponse et de durée de stockage.

Dans la littérature, plusieurs approches de stockage sont recensées. On distingue notamment les batteries électrochimiques (lithium-ion, plomb-acide, batteries à flux), les systèmes mécaniques (pompage hydraulique, volants d'inertie), les procédés thermiques (stockage par air comprimé, sels fondus, matériaux à changement de phase) et les solutions chimiques (production d'hydrogène par électrolyse) [132, 206]. Chacune de ces technologies présente des avantages et des limites qui justifient une analyse plus détaillée dans les sections suivantes.

3.11.1 Stockage par batteries

Le stockage par batteries s'appuie sur des processus électrochimiques permettant de convertir l'électricité en énergie chimique lors de la charge, puis de la reconvertir en électricité lors de la décharge. Au cœur de chaque batterie, des cellules électrochimiques comportant des électrodes, un électrolyte et un séparateur facilitent le déplacement réversible des ions d'une électrode à l'autre, emmagasinant ainsi l'énergie sous forme de liaisons chimiques. Lorsqu'il faut la restituer, ces réactions s'inversent et créent un flux d'électrons générateur d'électricité. Plusieurs types de batteries, dont les caractéristiques spécifiques répondent à des besoins variés, coexistent aujourd'hui :

- Batteries lithium-ion : Reconnues pour leur haute densité énergétique, leur légèreté et leur

efficacité, elles constituent la référence actuelle pour les appareils portables, les véhicules électriques et les systèmes de stockage stationnaires. Néanmoins, leur gestion thermique demeure délicate, et le recyclage de leurs matériaux représente un défi technique et environnemental majeur.

- Batteries au plomb-acide : Robustesse et longévité caractérisent ces batteries historiques, largement employées dans l'automobile et les systèmes d'alimentation de secours. Bien qu'elles possèdent une densité énergétique inférieure à celle des batteries lithium-ion et soient plus lourdes, leur coût de production relativement modeste et leur fiabilité en font une solution attractive dans certaines situations.
- Batteries nickel-cadmium (NiCd) : Longtemps prisées pour leur tolérance aux cycles de charge et de décharge intensifs, ces batteries suscitent aujourd'hui moins d'intérêt en raison du cadmium qu'elles contiennent, élément toxique pour l'environnement.
- Batteries nickel-métal hydrure (NiMH) : Plus respectueuses de l'environnement que les NiCd grâce à l'absence de cadmium, elles offrent également une densité énergétique supérieure. On les retrouve dans différents appareils électroniques et systèmes hybrides, bien qu'elles restent en général moins performantes que les batteries lithium-ion.
- Batteries à flux redox : Cette technologie se distingue par la séparation entre le stockage des électrolytes et la conversion électrochimique, autorisant une mise à l'échelle indépendante de la puissance et de la capacité. Elle s'avère particulièrement indiquée pour des applications de grande taille, notamment l'intégration d'énergies renouvelables au sein des réseaux électriques.

Le stockage par batteries se distingue par sa modularité, sa réactivité et sa grande flexibilité. Grâce à ces qualités, il offre un moyen efficace pour intégrer l'énergie stockée aux réseaux électriques, compensant ainsi l'intermittence des sources renouvelables et répondant rapidement aux fluctuations de la demande. De plus, cette technologie peut être mise en œuvre à des échelles variées, allant du système domestique aux installations industrielles, ce qui en fait une solution adaptée à de nombreux domaines d'application. En revanche, les batteries suscitent également plusieurs défis. Les coûts de production, la gestion thermique et le recyclage des matériaux demeurent des enjeux cruciaux, tout comme la durée de vie, qui se réduit au fil des cycles de charge et de décharge. Il convient donc de mettre en place des stratégies de maintenance et de renouvellement pour limiter la dégradation des performances dans le temps. Par ailleurs, l'extraction et le traitement des matières premières nécessaires à leur fabrication soulèvent des questions environnementales, justifiant la recherche de solutions plus durables.

En définitive, le stockage par batteries contribue de manière significative à la transition énergétique. En fournissant un outil adaptable et performant pour stocker et restituer l'électricité, il participe activement à la gestion moderne des réseaux électriques, malgré les défis techniques et écologiques qui subsistent pour en optimiser l'efficacité et la durabilité.

La modélisation du comportement dynamique des batteries constitue un enjeu essentiel pour l'optimisation des systèmes de stockage d'énergie, notamment dans les secteurs des véhicules électriques et des réseaux intelligents. Les batteries, intrinsèquement non linéaires, peuvent être décrites par plusieurs approches :

- L'approche basée sur les équations électrochimiques, qui offre une description précise des phénomènes internes, mais reste limitée par la complexité et la non-linéarité du système.
- Les réseaux de neurones, qui peuvent atteindre, dans certaines conditions, une précision allant jusqu'à 97%, sous réserve d'un choix pertinent des variables d'entrée et de sortie du modèle.
- Les modèles de circuits équivalents, qui représentent la batterie à partir d'éléments tels que des résistances, des condensateurs et des sources de tension et constituent une solution pragmatique pour analyser et simuler leur fonctionnement.

Ces différentes technologies témoignent de la diversité des solutions disponibles, chacune répondant à des besoins spécifiques en termes de coût, de densité énergétique, de durabilité et de contraintes environnementales. Toutefois, au-delà de ces aspects technologiques, il est également crucial de s'intéresser à leur intégration dans les systèmes énergétiques et à leur comportement dynamique. Plusieurs méthodes de modélisation par circuits équivalents sont décrites dans la littérature, notamment le modèle Rint, le modèle RC, le modèle de Thévenin ainsi que le modèle PNGV (Partnership of a New Generation of Vehicles). He et al. [207] proposent une amélioration du modèle de Thévenin, appelé modèle DP (Double Polarization Model), visant à mieux saisir les dynamiques internes de la batterie. Dans ce cadre, la suite de ce document présentera en détail ces divers modèles de circuits équivalents, tels que décrits par [207], afin de mettre en lumière leurs avantages et leurs limites dans la modélisation du comportement dynamique des batteries.

3.11.1.1 Le modèle Rint

Le modèle Rint est l'un des modèles de circuits équivalents les plus simples et les plus utilisés pour représenter le comportement dynamique d'une batterie. Dans ce modèle, la batterie est représentée par une source de tension à circuit ouvert (souvent notée U_{oc}) en série avec une résistance interne **Rint**. La tension aux bornes de la batterie lors d'une opération de charge ou de décharge s'exprime alors par l'équation suivante :

$$U_L = U_{OC} - R \cdot I_t \tag{3.44}$$

où I_t représente le courant circulant dans le circuit. Le modèle Rint capture ainsi les pertes ohmiques dues à la résistance interne et offre une relation directe entre la tension mesurée et l'état de charge de la batterie.

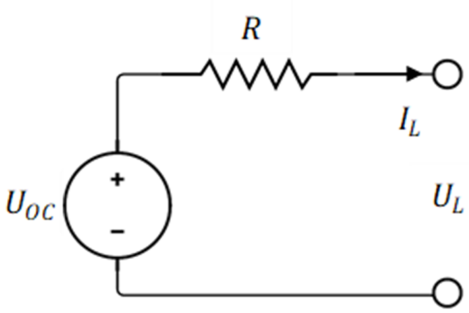


FIGURE 3.19 – *Représentation schématique du modèle Rint.*

Parmi les avantages de ce modèle, on note sa simplicité et la facilité de son implémentation. Avec un nombre réduit de paramètres à identifier, le modèle Rint est particulièrement adapté aux premières analyses ou aux applications où une modélisation rapide et peu coûteuse en termes de calcul est nécessaire. Cependant, cette simplicité s'accompagne de certaines limitations. En effet, le modèle ne permet pas de reproduire fidèlement les phénomènes de polarisation ni les réponses transitoires complexes qui interviennent lors des variations rapides de la charge ou de la décharge. Par conséquent, bien que le modèle Rint soit pertinent pour des analyses statiques ou à faible dynamique, il peut s'avérer insuffisant pour des simulations nécessitant une précision élevée dans la capture des comportements internes de la batterie.

En résumé, le modèle Rint offre une approche pragmatique et intuitive pour modéliser les batteries, en mettant en évidence l'impact des pertes ohmiques sur la tension de sortie. Son utilisation est particulièrement recommandée dans des contextes où la simplicité et la rapidité d'exécution priment sur la finesse de la modélisation des phénomènes transitoires. Toutefois, ce

modèle ne permet pas de reproduire les phénomènes transitoires observés lors des variations rapides de courant, ce qui a conduit à l'introduction du modèle RC.

3.11.1.2 Le modèle RC

Le modèle RC est une approche de modélisation par circuits équivalents qui permet de représenter de manière plus fine le comportement dynamique d'une batterie par rapport au modèle Rint. Ce modèle introduit en complément de la source de tension à circuit ouvert (U_{OC}) et d'une résistance ohmique (souvent notée R_0), un ou plusieurs réseaux RC en parallèle. Chaque branche RC, composée d'une résistance (R_i) et d'un condensateur (C_i), simule les phénomènes de polarisation et de relaxation qui se manifestent lors des variations rapides de la charge ou de la décharge. Concrètement, le condensateur représente l'accumulation des charges dues aux processus électrochimiques internes, tandis que la résistance associée modélise les pertes énergétiques et les limitations de transfert de charge. La dynamique de chaque branche est caractérisée par une constante de temps $\tau_i = R_i \cdot C_i$, qui détermine la rapidité avec laquelle la tension se stabilise après une variation de courant. La tension aux bornes de la batterie peut alors être exprimée par une somme de contributions, généralement sous la forme :

$$U(t) = U_{OC} - I \cdot R_0 - \sum_i \Delta U_i(t) \tag{3.45}$$

La figure 3.20 illustre le schéma électrique du modèle RC conçu par la compagnie **SAFT** spécialiste dans l'industrie des batteries. Le comportement électrique du circuit est régi par les équations suivantes, qui décrivent la dynamique des tensions aux bornes des condensateurs et leur contribution à la tension de sortie du système.

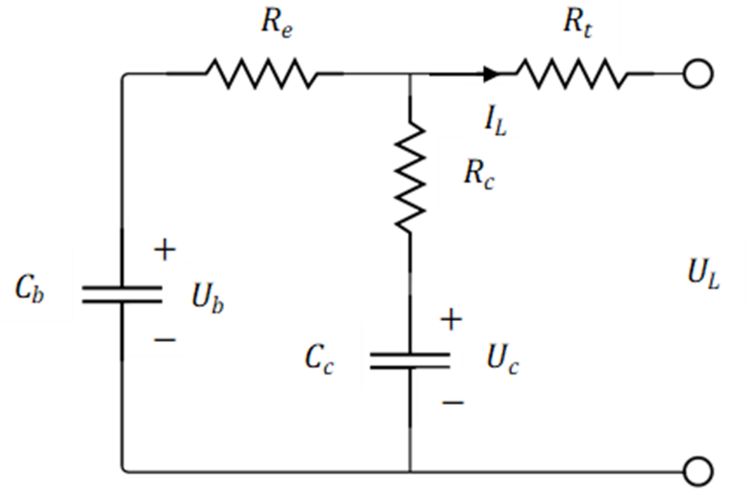


FIGURE 3.20 – *Schéma électrique du modèle RC.*

$$\begin{bmatrix} \dot{U}_b \\ \dot{U}_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{C_b(R_e+R_c)} & \frac{1}{C_b(R_e+R_c)} \\ \frac{1}{C_c(R_e+R_c)} & \frac{-1}{C_c(R_e+R_c)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} U_b \\ U_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{-R_c}{C_b(R_e+R_c)} \\ \frac{-R_e}{C_c(R_e+R_c)} \end{bmatrix} \cdot [I_L] \tag{3.46}$$

$$[U_L] = \begin{bmatrix} \frac{R_c}{(R_e+R_c)} & \frac{R_e}{(R_e+R_c)} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} U_b \\ U_c \end{bmatrix} + \left[-R_t - \frac{R_c R_e}{(R_e+R_c)} \right] \cdot [I_L] \tag{3.47}$$

En notant :

- **2 condensateurs** :
  - C_c : nommé condensateur de surface (*surface capacitor*), représente l'effet de surface des batteries, et il a une petite capacité.
  - C_b : nommé condensateur bulk (*bulk capacitor*), et qui a une très grande capacité, représente la capacité d'une batterie à stocker chimiquement une charge. La tension à ses bornes permet de déterminer l'état de charge de la batterie (**SoC** : State of Charge).
- **3 résistances** :
  - R_f : la résistance terminale (*terminal resistor*).
  - R_e : la résistance de fin (*end resistor*).
  - R_c : la résistance du condensateur (*capacitor resistor*).

Ce modèle RC offre une représentation plus fidèle des phénomènes dynamiques au sein de la batterie, en capturant notamment les effets de polarisation et de relaxation grâce à ses branches RC qui introduisent des constantes de temps caractéristiques. Ces constantes déterminent la rapidité avec laquelle la tension se stabilise après une variation du courant. Cependant, l'amélioration de la précision dans la modélisation se traduit par une augmentation du nombre de paramètres à identifier et par un coût de calcul plus élevé.

En résumé, le modèle RC constitue une solution plus complète pour la modélisation du comportement dynamique des batteries, en intégrant des éléments capables de simuler les effets de polarisation et de relaxation. Cette approche, bien que plus complexe que le modèle Rint, est particulièrement adaptée aux applications nécessitant une grande précision dans la prédiction de la réponse de la batterie aux variations de courant, comme dans le domaine des véhicules électriques et des systèmes de stockage d'énergie. Bien que plus fidèle que le modèle Rint, le modèle RC reste limité pour certaines applications nécessitant une précision accrue, d'où le développement du modèle de Thévenin.

3.11.1.3 Le modèle de Thévenin

Le modèle de Thévenin est une approche de modélisation par circuits équivalents qui offre une représentation plus détaillée du comportement dynamique d'une batterie que les modèles plus simples, tels que le modèle Rint. Il constitue une extension du modèle Rint, visant à intégrer les phénomènes dynamiques et transitoires qui se manifestent lors des cycles de charge et de décharge d'une batterie. Pour ce faire, ce modèle ajoute un réseau RC parallèle en série avec le modèle Rint de base. Il se décompose en trois parties fondamentales. La tension de circuit ouvert, les résistances internes et les capacités équivalentes :

- La tension de circuit ouvert, notée U_{OC}, correspond à la tension mesurée aux bornes de la batterie en l'absence de courant. Les résistances internes représentent les pertes instantanées et les phénomènes de polarisation, tandis que la capacité équivalente modélise la réponse transitoire de la batterie.
- Les résistances internes qui comprennent la résistance ohmique, R, qui reflète les pertes électriques immédiates, ainsi que la résistance de polarisation, notée R_n, qui capture les effets de retard dus aux processus électrochimiques internes.
- La capacité équivalente représentée par C_n, cette capacité est utilisée pour simuler la réponse transitoire du système, c'est-à-dire la manière dont la tension évolue lors des phases de charge et de décharge.

Le comportement électrique de ce modèle est régi par les équations suivantes. D'une part, l'évolution temporelle de la tension de polarisation U_n est donnée par :

$$\dot{U_n} = -\frac{U_n}{R_n C_n} + \frac{I_L}{C_n} \tag{3.48}$$

où $\dot{U}_n$ désigne la dérivée temporelle de U_n et I_L est le courant de charge ou de décharge. D'autre part, la tension effective aux bornes de la batterie, U_L, s'exprime comme :

$$U_L = U_{OC} - U_n - I_L R \tag{3.49}$$

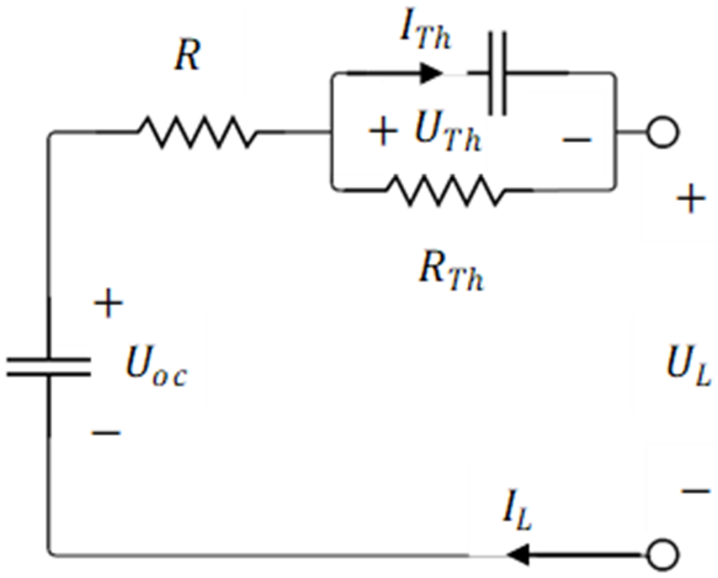


FIGURE 3.21 – *Schéma représentant les composants du modèle de Thévenin.*

Ces équations permettent de décrire de manière précise l'évolution de la tension aux bornes de la batterie en tenant compte des pertes ohmiques immédiates, des effets de polarisation ainsi que de la réponse transitoire induite par le réseau RC. Ainsi, le modèle de Thévenin offre une représentation plus fine et réaliste du comportement dynamique des batteries, particulièrement utile dans les applications exigeant une simulation précise des variations de tension, telles que celles rencontrées dans les systèmes de gestion d'énergie pour véhicules électriques ou les dispositifs de stockage d'énergie avancés. Le modèle de Thévenin constitue une base solide, mais il ne capture pas toujours suffisamment bien l'évolution de la tension en fonction de l'historique du courant, ce qui a conduit à l'élaboration du modèle PNGV.

3.11.1.4 Le modèle PNGV

Le modèle PNGV, développé dans le cadre de la "Partnership for a New Generation of Vehicles", est un modèle de circuits équivalents spécialement conçu pour simuler le comportement dynamique des batteries dans les applications automobiles, notamment pour les véhicules électriques. Ce modèle se distingue par sa capacité à reproduire avec précision les phénomènes de charge, de décharge et de polarisation, tout en restant suffisamment simple pour permettre une simulation en temps réel, essentielle dans les systèmes de gestion de batterie (BMS). Le modèle PNGV est obtenu en ajoutant un condensateur en série au modèle de Thévenin, ce qui permet de décrire l'évolution de la tension en circuit ouvert résultant de l'accumulation du courant de charge au fil du temps.

Le comportement électrique du modèle **PNGV** peut être exprimé par l'équation suivante :

$$\dot{U}_a = -U_a \cdot \alpha - I_t \tag{3.50}$$

$$\dot{U}_{PN} = -\frac{U_{PN}}{R_{PN} \cdot C_{PN}} + \frac{I_t}{C_{PN}} \tag{3.51}$$

$$U_L = U_a - U_d - U_{PN} - I_t R \tag{3.52}$$

L'équation 3.50 décrit la dynamique de la tension U_a associée à l'accumulation du courant de charge, où α représente un coefficient de décroissance caractéristique du système et I_t le courant de charge ou de décharge. Par ailleurs, l'équation 3.51 modélise l'évolution de la tension U_{PN} sur la branche dédiée du modèle PNGV, intégrant les effets de la résistance R_{PN} et de la capacité C_{PN} pour capturer les phénomènes transitoires liés à la polarisation. Enfin, la tension effective aux bornes du circuit,U_L, est donnée par l'équation 3.52, ce qui regroupe les contributions de la tension accumulée U_a, de la chute de tension interne U_d, de la composante transitoire U_{PN} ainsi que de la chute de tension liée à la résistance R sous l'effet du courant I_t.

La figure suivante illustre le schéma électrique du modèle PNGV, mettant en évidence l'agencement des différents composants et la manière dont ils interagissent pour modéliser le comportement global de la batterie :

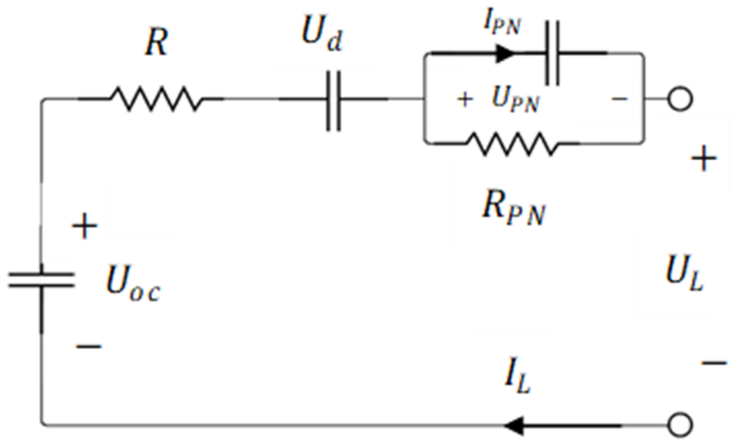


FIGURE 3.22 – *Schéma électrique du modèle PNGV.*

En synthèse, le modèle PNGV offre une approche robuste et détaillée pour la modélisation dynamique des batteries. En intégrant un condensateur en série au modèle de Thévenin, il permet de mieux appréhender les variations de tension en circuit ouvert induites par l'accumulation du courant de charge. Cette modélisation avancée est essentielle pour optimiser la gestion de l'énergie dans des applications exigeantes, telles que celles rencontrées dans les véhicules électriques, où la précision et la réactivité du modèle influent directement sur la performance et la fiabilité du système de stockage d'énergie. Néanmoins, la distinction entre les différents phénomènes de polarisation reste insuffisante dans ce modèle, ce qui justifie le développement du modèle DP.

3.11.1.5 Le modèle DP

Le modèle DP, ou Double Polarization Model, constitue une extension avancée du modèle de Thévenin classique, développée afin de mieux représenter le comportement dynamique des batteries. La caractéristique de polarisation d'une batterie, bien que simulable dans une certaine mesure par le modèle de Thévenin, ne permet pas de distinguer avec précision la polarisation électrochimique de la polarisation de concentration. Cette distinction est particulièrement importante aux moments de fin de charge ou de décharge, où les dynamiques diffèrent nettement et où une simulation inexacte peut conduire à une mauvaise estimation de l'état de la batterie. Le modèle DP a donc été développé pour affiner la description des phénomènes de polarisation en simulant séparément ces

deux contributions. Alors que le modèle de Thévenin intègre une unique branche RC pour simuler la polarisation, le modèle DP introduit deux réseaux RC en parallèle. Ce modèle est composé de trois parties :

- **La tension du circuit ouvert** :
  Elle représente la tension intrinsèque de la batterie en l'absence de courant.
- **Les résistances internes** :
  Ces résistances modélisent les pertes ohmiques et les phénomènes de polarisation :
  - R : La résistance ohmique.
  - R_{ec} : La résistance effective caractérisant la polarisation électrochimique.
  - R_{cc} : La résistance effective caractérisant la polarisation de concentration.
- **Les capacités effectives** :
  Ces condensateurs permettent de capturer la réponse transitoire lors du transfert de puissance vers ou depuis la batterie :
  - C_{ec} : La capacité effective qui décrit la polarisation électrochimique.
  - C_{cc} : La capacité effective qui décrit la polarisation de concentration.

Le comportement électrique du modèle est décrit par les équations différentielles suivantes. La dynamique de la tension associée à la polarisation électrochimique :

$$\dot{U}_p = -\frac{U_p}{R_{ec}C_{ec}} + \frac{I_t}{C_{ec}} \tag{3.53}$$

tandis que la dynamique de la tension liée à la polarisation de concentration, s'exprime par :

$$\dot{U}_c = -\frac{U_c}{R_{cc}C_{cc}} + \frac{I_t}{C_{cc}} \tag{3.54}$$

Enfin, la tension aux bornes de la batterie, résulte de la combinaison de la tension du circuit ouvert et des chutes de tension dues aux différents phénomènes de polarisation ainsi qu'à la résistance ohmique, selon l'équation :

$$U_L = U_{OC} - U_p - U_c - I_t R \tag{3.55}$$

La figure ci-dessous illustre le schéma électrique du modèle DP, mettant en évidence l'agencement des composants et leur interaction pour modéliser les phénomènes de polarisation de manière distincte :

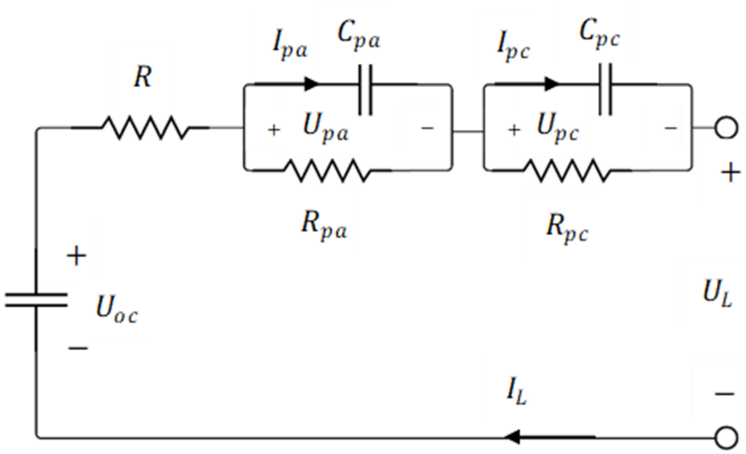


FIGURE 3.23 – *Schéma électrique du modèle DP.*

En résumé, le modèle DP permet d'obtenir une simulation plus précise des comportements dynamiques des batteries en distinguant clairement la polarisation électrochimique de la polarisation

de concentration. Cette approche améliore l'estimation de l'état de charge et la gestion de l'énergie, notamment dans des applications exigeantes telles que les systèmes de stockage d'énergie et les véhicules électriques.

En définitive, les batteries constituent aujourd'hui l'une des solutions de stockage les plus répandues et polyvalentes, mais leur intégration optimale requiert une modélisation fine et adaptée au contexte d'utilisation. Dans cette perspective, il convient désormais d'examiner d'autres formes de stockage d'énergie, notamment les solutions mécaniques, qui offrent des alternatives complémentaires à plus grande échelle.

3.11.2 Stockage mécanique

3.11.2.1 Stockage par pompage hydraulique

Le pompage-turbinage, également appelé stockage par pompage hydraulique, est une technologie de stockage d'énergie électrique qui exploite un système hydroélectrique réversible pour convertir l'électricité excédentaire en énergie potentielle gravitationnelle. Concrètement, lorsque la production d'électricité dépasse la demande, l'eau est pompée depuis un réservoir situé à une altitude inférieure vers un réservoir supérieur. Cette opération emmagasine l'énergie sous forme d'eau placée en hauteur. Lorsque la demande en électricité augmente, l'eau est libérée et mise en mouvement à travers des turbines reliées à des alternateurs, produisant alors de l'électricité.

Ce processus, bien qu'efficace, entraîne une perte énergétique globale avoisinant 15 à 30% [208]. Autrement dit, le rendement du cycle de pompage-turbinage se situe souvent entre 70% et 85%. Le système peut également être déployé dans des configurations complexes, faisant intervenir plusieurs barrages à différentes altitudes : l'eau est alors pompée vers le barrage situé le plus en amont lorsqu'il y a surplus d'électricité, puis turbinée à un autre endroit pour la production d'énergie lors des périodes de forte demande.

L'un des principaux atouts de cette technologie réside dans sa maturité et sa capacité de stockage à grande échelle, adaptée aux besoins des réseaux électriques de forte puissance. De plus, sa réversibilité lui confère une grande souplesse d'utilisation et un temps de réponse rapide face aux variations de la demande. Néanmoins, le pompage-turbinage requiert des sites géographiques présentant un dénivelé adéquat et une disponibilité en eau suffisante, ce qui peut en restreindre l'implantation. Sa mise en place suppose également d'importants investissements initiaux pour la construction des infrastructures (réservoirs, canalisations et turbines), ainsi qu'une prise en compte rigoureuse de l'impact environnemental sur les écosystèmes locaux.

En définitive, le pompage-turbinage constitue une solution éprouvée et fiable pour stocker de larges quantités d'énergie, notamment issues de sources renouvelables intermittentes, et pour assurer une gestion flexible du réseau électrique. Malgré des contraintes d'implantation et de coûts, il contribue de manière significative à la stabilisation de l'approvisionnement en électricité tout en favorisant l'intégration des énergies vertes.

Si le pompage-turbinage constitue la solution la plus répandue et la plus mature, d'autres approches de stockage mécanique ont également été explorées afin de diversifier les options disponibles. Parmi elles, le stockage par air comprimé se distingue par son potentiel à grande échelle.

3.11.2.2 Stockage par air comprimé

Le stockage par air comprimé (ou CAES, pour Compressed Air Energy Storage) constitue une technologie permettant de convertir le surplus d'électricité en énergie potentielle. Le principe consiste à comprimer de l'air et à le stocker à haute pression dans des cavités souterraines ou dans des réservoirs conçus à cet effet. Sur le plan théorique, ce procédé s'appuie sur la loi adiabatique des gaz $PV^{\gamma} = \text{constante}$, où γ désigne l'indice adiabatique du gaz. Lors de la phase de compression, l'énergie électrique disponible sert à accroître la pression de l'air, lequel passe d'un état initial

(P_1,V_1) à un état final (P_2,V_2). La quantité d'énergie ainsi stockée, égale au travail fourni pour atteindre cet état de haute pression, se calcule à partir de l'équation :

$$E = \frac{n}{n-1} P_2 V_2 - P_1 V_1 \tag{3.56}$$

où n (souvent égal à γ) représente l'indice adiabatique. Plus cette valeur est élevée, plus la compression requiert d'énergie et s'accompagne d'une hausse significative de la température du gaz. Pour la restitution de l'énergie, l'air comprimé est libéré et se détend. Afin de compenser le refroidissement naturel induit par l'expansion adiabatique, il est le plus souvent réchauffé avant d'alimenter une turbine, dont la rotation produit de l'électricité. L'énergie potentielle stockée sous forme d'air comprimé est ainsi transformée en énergie mécanique, puis reconvertie en énergie électrique, ce qui permet de répondre rapidement aux fluctuations de la demande sur le réseau.

Le CAES présente plusieurs avantages notables. D'abord, il offre la possibilité de stocker de grandes quantités d'énergie sur de longues périodes, ce qui s'avère particulièrement précieux pour pallier l'intermittence des énergies renouvelables telles que l'éolien ou le solaire. En outre, cette technologie fait preuve d'une certaine souplesse d'échelle, puisqu'elle peut être mise en œuvre dans des installations de tailles diverses. Enfin, son temps de réaction relativement court facilite une intégration rapide de l'énergie dans le réseau électrique. Cependant, le stockage par air comprimé n'est pas exempt de contraintes. L'efficacité globale du système se trouve réduite par les pertes d'énergie engendrées, d'une part, lors de la compression et, d'autre part, au cours de la détente. Par ailleurs, la nécessité de disposer de sites géologiques adaptés peut restreindre le déploiement de cette technologie à certaines régions uniquement. De surcroît, la gestion thermique (notamment le réchauffement de l'air préalablement à sa détente) accroît la complexité technique et implique des coûts supplémentaires.

En définitive, le CAES se révèle être une solution prometteuse pour le stockage d'énergie à grande échelle. En convertissant l'excès d'électricité en énergie potentielle sous forme d'air comprimé, il contribue non seulement à stabiliser les réseaux électriques, mais aussi à optimiser l'intégration des ressources renouvelables. Néanmoins, la réussite de cette approche repose sur une maîtrise rigoureuse des phénomènes thermodynamiques et sur la disponibilité de sites de stockage adéquats.

Dans une logique différente, reposant non plus sur la compression de gaz mais sur l'accumulation directe d'énergie cinétique, les volants d'inertie constituent une autre voie technologique explorée pour le stockage mécanique.

3.11.2.3 Volants d'inertie

Les volants d'inertie représentent une technologie de stockage d'énergie mécanique reposant sur le principe de la conservation de l'énergie cinétique. Lorsqu'un volant est accéléré, il emmagasine de l'énergie sous forme d'énergie cinétique, exprimée par l'équation :

$$E = \frac{1}{2} J \omega^2 \tag{3.57}$$

où J est le moment d'inertie du volant et ω sa vitesse angulaire. En cas de besoin, l'énergie stockée est récupérée en ralentissant le volant, convertissant ainsi l'énergie cinétique en énergie électrique. L'un des principaux atouts des volants d'inertie est leur capacité à répondre quasi instantanément aux variations de demande, ce qui en fait une solution particulièrement adaptée pour la stabilisation des réseaux électriques et les systèmes d'alimentation de secours. De plus, l'absence de composants chimiques et le fait qu'ils ne subissent pas d'usure due à des cycles de charge/décharge traditionnels leur confèrent une longue durée de vie et une grande fiabilité.

Un autre avantage du volant d'inertie est que, par une simple mesure de la vitesse de rotation, il est possible de connaître la quantité exacte d'énergie stockée et d'absorber ou de fournir de grandes quantités d'énergie en un temps plus court qu'avec une batterie chimique traditionnelle [206].

Cependant, cette technologie présente également des défis. En effet, les pertes mécaniques dues aux frottements et aux forces centrifuges peuvent réduire l'efficacité globale du système. Pour pallier ces inconvénients, des dispositifs de sustentation magnétique et des environnements sous vide sont souvent utilisés afin de minimiser les frottements et d'améliorer les performances. De plus, la conception des volants doit être soigneusement optimisée pour résister aux contraintes mécaniques élevées générées par la rotation à grande vitesse.

En résumé, les volants d'inertie offrent une solution de stockage d'énergie rapide et efficace, avec des avantages notables en termes de réactivité et de durée de vie, mais nécessitent des solutions techniques avancées pour limiter les pertes mécaniques et garantir la sécurité opérationnelle.

Dans l'ensemble, les solutions de stockage mécanique offrent des réponses robustes et éprouvées, particulièrement adaptées aux applications de grande puissance ou aux besoins de flexibilité du réseau. Toutefois, elles doivent souvent être complétées par d'autres technologies, comme le stockage thermique, mieux adaptées à certaines échelles et conditions d'exploitation.

3.11.3 Stockage thermique

Le stockage thermique repose sur l'accumulation d'énergie sous forme de chaleur, qui peut être conservée puis restituée ultérieurement pour produire de l'électricité ou assurer un usage thermique direct. Ces systèmes se distinguent par leur capacité à stocker de grandes quantités d'énergie sur de longues durées, souvent à moindre coût, mais sont limités à des applications où la chaleur constitue une étape intermédiaire ou finale utile. Parmi les principales approches, on retrouve le stockage par sels fondus et l'utilisation de matériaux à changement de phase.

3.11.3.1 Stockage par sels fondus

Le stockage par sels fondus représente une solution éprouvée pour le stockage d'énergie thermique, particulièrement adaptée aux centrales solaires thermiques. Le stockage par sels fondus consiste à capter et conserver l'énergie thermique en chauffant un mélange eutectique de sels inorganiques à des températures élevées (généralement entre 300°C et 600°C) grâce à l'énergie concentrée du soleil, typiquement dans des centrales solaires thermiques. Le sel, une fois fondu, stocke la chaleur sous forme d'énergie sensible, qui peut ensuite être récupérée pour produire de la vapeur et entraîner une turbine génératrice d'électricité, permettant ainsi de décaler la production par rapport à la disponibilité du soleil. Parmi les avantages de cette technique, on note sa capacité à stocker d'importantes quantités d'énergie sur de longues périodes avec une efficacité de conversion relativement élevée et des coûts d'installation compétitifs à grande échelle. Cependant, elle présente également des inconvénients, tels que la nécessité d'opérer à des températures très élevées, ce qui impose des contraintes strictes sur les matériaux utilisés pour éviter la corrosion et la dégradation, ainsi que le risque de solidification du sel si le système n'est pas maintenu au-dessus de sa température de fusion, ce qui pourrait entraîner des dysfonctionnements du système de stockage.

3.11.3.2 Matériaux à changement de phase

Les matériaux à changement de phase (MCP ou PCM) sont employés pour le stockage d'énergie en captant et en libérant de la chaleur au cours de leurs transitions de phase, en général du solide au liquide et inversement. Lorsqu'ils atteignent leur point de fusion sous l'effet de la chaleur, ils absorbent une grande quantité d'énergie sans que leur température n'augmente significativement, stockant ainsi la chaleur sous forme latente. À mesure que la température diminue, ces matériaux se solidifient et restituent progressivement l'énergie accumulée, participant de fait à la régulation thermique d'un système. L'un des principaux atouts de cette technologie réside dans sa densité énergétique élevée, mais également dans la possibilité de maintenir une température quasi constante pendant la transition de phase, assurant une stabilité thermique efficace. De surcroît, ces matériaux s'intègrent facilement dans différents types d'applications, qu'elles soient passives ou hybrides.

Cependant, ils présentent certaines limites : leur faible conductivité thermique peut ralentir les échanges de chaleur, leurs performances peuvent se dégrader au fil d'un grand nombre de cycles fusion-solidification, et leur usage est restreint à des plages de températures précises, correspondant aux points de transition du matériau.

Ainsi, le stockage thermique, qu'il repose sur les sels fondus ou les matériaux à changement de phase, constitue une solution efficace pour décaler la production d'électricité ou réguler la température dans diverses applications. Toutefois, contrairement à d'autres approches, il reste limité au stockage de chaleur. C'est pourquoi des solutions complémentaires, comme le stockage chimique, se développent pour convertir directement l'électricité excédentaire en un vecteur énergétique polyvalent tel que l'hydrogène.

3.11.4 Stockage chimique

Le stockage chimique repose sur la conversion de l'électricité en énergie stockée au sein de liaisons chimiques, qui peut ensuite être restituée sous forme d'électricité ou de chaleur. Parmi les différentes approches, l'hydrogène occupe une place centrale en raison de sa polyvalence et de son potentiel d'intégration à grande échelle dans les systèmes énergétiques. La production d'hydrogène par électrolyse pour le stockage d'énergie constitue une technologie prometteuse permettant de convertir l'électricité excédentaire issue des énergies renouvelables en un vecteur énergétique polyvalent. En effet, cette approche offre une solution efficace pour pallier l'intermittence inhérente aux sources renouvelables et permet de stocker l'énergie sur le long terme, même si les défis relatifs aux rendements, aux coûts et aux infrastructures subsistent. Au cours de ce processus, l'excès d'électricité produit par des installations solaires, éoliennes ou autres est tout d'abord utilisé pour alimenter un électrolyseur, lequel décompose l'eau en hydrogène et en oxygène par le biais d'un courant électrique. L'hydrogène ainsi généré emmagasine l'énergie sous forme de liaisons chimiques et peut être conservé sous différentes modalités (qu'il s'agisse de gaz comprimé, de liquide ou d'incorporation dans des matériaux solides), garantissant ainsi sa préservation sur de longues durées. Lorsque l'énergie est requise, l'hydrogène stocké peut être reconverti en électricité, principalement via des piles à combustible, dans lesquelles il réagit avec l'oxygène de l'air pour former de l'eau, tout en libérant de l'énergie électrique avec un rendement élevé. Par ailleurs, il peut également être utilisé directement comme carburant ou pour produire de la chaleur, selon les besoins spécifiques. Les progrès technologiques et l'engagement mondial en faveur d'une transition énergétique durable renforcent l'intérêt pour cette méthode, qui est appelée à jouer un rôle central dans le futur mix énergétique. Les progrès technologiques et l'engagement mondial en faveur d'une transition énergétique durable renforcent l'intérêt pour cette méthode, qui est appelée à jouer un rôle central dans le futur mix énergétique. Ainsi, le stockage chimique, en particulier via l'hydrogène, s'impose comme un complément indispensable aux autres formes de stockage, préparant la voie vers des solutions plus flexibles et résilientes.

3.11.5 Stockage magnétique

Parmi les solutions de stockage émergentes, le stockage magnétique supraconducteur (SMES) occupe une place particulière en raison de ses performances exceptionnelles en termes de rapidité et de rendement. Dans ce système, l'énergie électrique est convertie en énergie magnétique en faisant circuler un courant élevé dans une bobine supraconductrice. Grâce à la supraconductivité, la résistance électrique disparaît en dessous d'une température critique, permettant au courant de circuler sans dissipation d'énergie. Dans son principe de fonctionnement, l'énergie est stockée dans le champ magnétique d'une bobine, et est donnée par l'expression suivante :

$$E = \frac{1}{2} L I^2 \quad \text{(en joules)} \tag{3.58}$$

Le champ magnétique associé à la bobine stocke l'énergie de manière volumique, selon l'expression :

$$E = \frac{1}{2}\frac{B^2}{\mu} \quad (\text{en J/m}^3) \tag{3.59}$$

Avec :

- **B** : densité du champ magnétique produit par la bobine (T),
- μ : perméabilité magnétique de l'air $= 4\pi \cdot 10^{-7}$ (H/m),
- L : inductance de la bobine (H).

L'un des principaux atouts du SMES est sa capacité à délivrer une énergie quasi instantanément. Le courant peut être libéré très rapidement, ce qui est crucial pour stabiliser le réseau électrique lors de fluctuations de la demande ou des perturbations. La circulation du courant dans un circuit supraconducteur, sans pertes ohmiques, permet d'atteindre des rendements énergétiques très élevés. Une fois le courant établi dans la bobine, il peut être maintenu pendant des périodes prolongées (jusqu'à plusieurs heures ou même des jours) sans dégradation significative de l'énergie stockée. Les systèmes SMES ne subissent pas de cycles de décharge et de charge mécaniques, ce qui se traduit par une durée de vie potentiellement très longue et une grande fiabilité. L'absence de composants mécaniques mobiles réduit également les risques de défaillance.

Malgré ces atouts, le déploiement des systèmes SMES demeure limité par le coût élevé des matériaux supraconducteurs. Néanmoins, ils représentent une piste prometteuse pour des applications spécialisées où la rapidité de réponse et la fiabilité priment, venant ainsi compléter les autres formes de stockage d'énergie.

3.12 Conclusion

Ce chapitre a mis en évidence la diversité et la complémentarité des sources et technologies énergétiques qui façonnent le paysage actuel et futur de la transition énergétique. Les énergies renouvelables, qu'il s'agisse du solaire, de l'éolien, de l'hydraulique, de la géothermie ou de la biomasse, offrent un potentiel considérable pour réduire la dépendance aux combustibles fossiles et limiter les émissions de gaz à effet de serre. Toutefois, chacune présente des spécificités techniques et des contraintes qui nécessitent des solutions adaptées, tant en termes d'implantation que de gestion de l'intermittence.

L'analyse des architectures hybrides (HRES) a montré l'importance d'intégrer plusieurs ressources au sein d'un même système afin d'assurer une production énergétique fiable et continue. L'accent mis sur le photovoltaïque, avec la modélisation des cellules et l'optimisation par MPPT, illustre le rôle central de cette filière dans le développement des systèmes distribués et connectés au réseau. L'étude de l'éolien et de l'hydraulique confirme leur statut de piliers historiques, renforcés par des avancées technologiques et des stratégies de contrôle sophistiquées. La géothermie et la biomasse, bien que plus localisées, complètent ce panorama par leur capacité à répondre à des besoins spécifiques, tandis que le nucléaire et l'hydrogène vert ouvrent des perspectives décisives pour un mix énergétique bas-carbone et durable.

Enfin, les technologies de stockage occupent une place stratégique, car elles conditionnent la flexibilité et la stabilité des réseaux modernes. Qu'elles reposent sur des batteries, des procédés mécaniques, thermiques, chimiques ou encore magnétiques, elles constituent le maillon indispensable pour découpler la production et la consommation, et pour valoriser pleinement l'intégration massive des énergies renouvelables.

En somme, ce chapitre souligne que la transition énergétique ne peut reposer sur une unique ressource, mais sur une combinaison intelligente de technologies complémentaires. C'est dans cette synergie entre production diversifiée, optimisation des systèmes hybrides et innovations en matière de stockage que réside la clé d'un avenir énergétique à la fois durable, résilient et respectueux de l'environnement.

Toutefois, avant d'aborder l'optimisation globale des flux énergétiques, il est essentiel de traiter un poste de consommation majeur : les systèmes CVC des bâtiments. Le chapitre suivant sera donc consacré au développement et à la validation d'une stratégie de contrôle innovante, appliquée à la gestion optimale du chauffage et du refroidissement.

4

Commande prédictive neuronale appliquée aux systèmes CVC : du modèle énergétique à l'implémentation embarquée

Ce chapitre présente l'une des deux contributions principales de ce manuscrit : le développement et l'évaluation d'une stratégie de commande prédictive neuronale appliquée aux systèmes de chauffage, ventilation et climatisation. L'objectif est de réduire la consommation énergétique excessive de ces systèmes tout en garantissant le confort des occupants, en s'appuyant sur un modèle neuronal de prédiction dérivé de simulations thermiques dynamiques, les résultats montrent une économie énergétique de 25 à 40 % selon les scénarios. La méthode est implémentée sur une carte embarquée PYNQ et validée à travers un banc d'essai intégrant le simulateur thermique dynamique et un protocole de communication MQTT. Les performances obtenues sont comparées à une commande conventionnelle de type on/off. Cette contribution constitue une étape préalable indispensable avant l'optimisation globale des flux énergétiques, qui sera abordée dans le chapitre suivant.

Sommaire

4.1 Introduction 110
4.2 Cadre méthodologique et modélisation du système énergétique 110
4.2.1 Vision globale du système 110
4.2.2 Méthodologie et mise en œuvre 111
4.3 Modélisation 113
4.4 Contrôle et optimisation 116
4.5 PYNQ implementation 119
4.6 Scénarios de simulation et stratégies de commande 120
4.7 Résultats 121
4.7.1 Energie thermique 121

4.7.2 Confort énergétique 126
4.8 Discussion 134
4.9 Conclusion 138

4.1 Introduction

La gestion énergétique des bâtiments représente un enjeu majeur à la fois pour la réduction de la consommation et pour l'amélioration du confort des occupants. Dans un contexte de transition énergétique et d'augmentation des besoins de climatisation et de chauffage, les systèmes de contrôle doivent répondre à des contraintes parfois antagonistes : minimiser les besoins énergétiques tout en maintenant un niveau de confort acceptable.

Les méthodes de régulation conventionnelles, telles que les stratégies on/off ou les régulateurs PID, sont simples et robustes mais ne permettent pas d'exploiter pleinement les informations disponibles (prévisions météorologiques, apports internes, dynamique thermique du bâtiment). Elles peinent notamment à arbitrer efficacement entre la consommation et le confort dans des environnements dynamiques.

Dans ce chapitre, nous explorons une approche de contrôle prédictif neuronal appliquée aux systèmes de chauffage et de refroidissement d'un bâtiment tertiaire. L'objectif est d'illustrer comment une telle commande peut améliorer simultanément la performance énergétique et le confort, en comparaison avec une régulation conventionnelle.

Contributions du chapitre. Les apports spécifiques de ce chapitre sont les suivants :

- la conception d'un modèle prédictif neuronal de la température intérieure basé sur des données de simulation thermique dynamique ;
- le développement d'un contrôleur prédictif neuronal (NNMPC) intégrant à la fois le confort thermique et la consommation énergétique ;
- l'implémentation embarquée temps réel du contrôleur sur une carte FPGA (PYNQ-Z2) ;
- l'évaluation comparative de la stratégie proposée avec une régulation on/off, sur différents scénarios météorologiques (été, hiver, années contrastées).

En résumé, ce chapitre s'attache à démontrer la faisabilité et l'efficacité d'un contrôleur prédictif neuronal appliqué à la gestion énergétique d'un bâtiment. La suite du chapitre débute par une modélisation globale du système énergétique du bâtiment, afin de replacer le sous-système de consommation dans son cadre plus large, avant de détailler la méthodologie et l'implémentation du contrôleur proposé.

4.2 Cadre méthodologique et modélisation du système énergétique

Après avoir introduit les enjeux et les objectifs du chapitre, nous présentons à présent le cadre méthodologique. Celui-ci permet de situer la commande prédictive neuronale dans l'architecture énergétique globale du bâtiment, et de définir les modèles nécessaires à sa mise en œuvre.

4.2.1 Vision globale du système

Afin de replacer l'approche proposée dans un cadre plus large, le bâtiment est considéré comme un système énergétique global articulé autour de trois axes interdépendants : la consommation, la production et le stockage. La figure 4.1 illustre cette architecture fonctionnelle, structurée selon trois étapes successives : la modélisation des comportements, la simulation des scénarios, puis le contrôle et l'optimisation en temps réel. Cette organisation permet de connecter les sous-systèmes

entre eux via des boucles de régulation locales, tout en s'appuyant sur un centre de décision global capable d'optimiser les flux énergétiques en fonction des besoins du bâtiment.

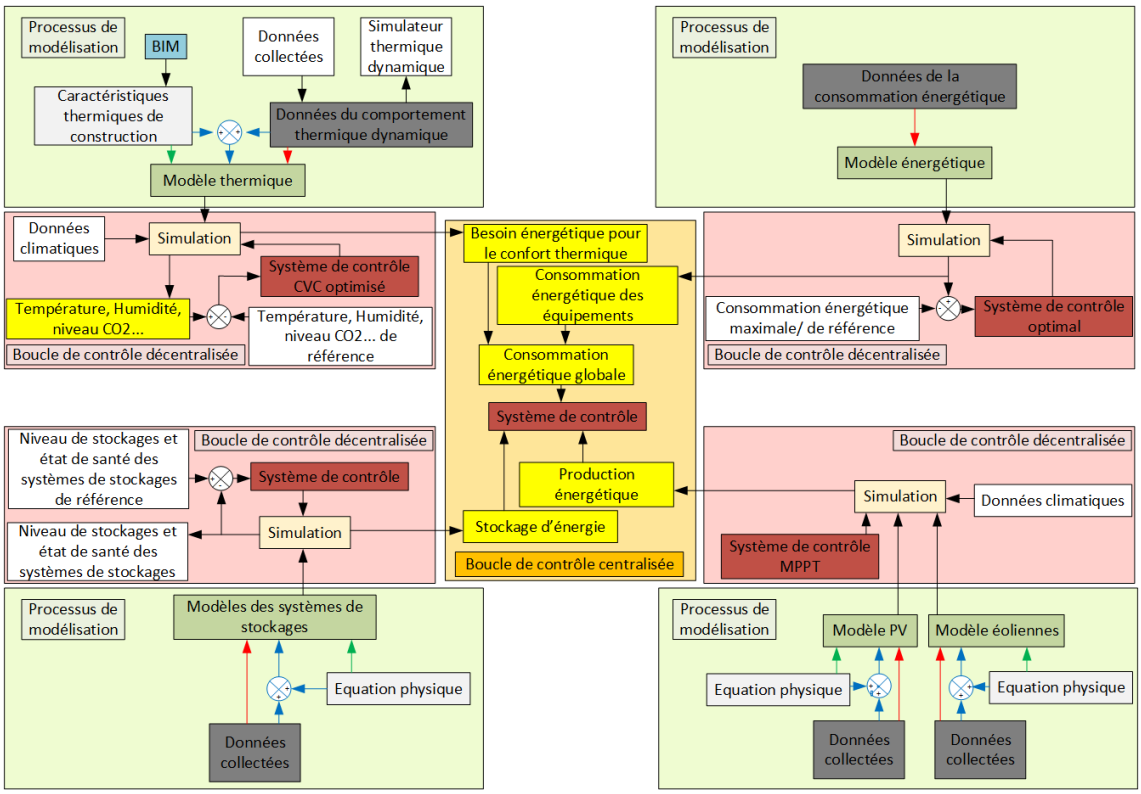


FIGURE 4.1 – *Architecture fonctionnelle d'un système de gestion énergétique intelligent appliqué au bâtiment.*

Les modèles utilisés suivent une classification classique : approche *boîte blanche* fondée sur les équations physiques, approche *boîte noire* reposant sur les données et l'apprentissage automatique, et approche *boîte grise* combinant les deux. Ces aspects méthodologiques seront repris de manière détaillée au chapitre 5.

Dans le cadre de ce chapitre, l'accent est mis sur le sous-système **consommation**, et plus particulièrement sur la gestion des systèmes CVC. La figure 4.2 illustre cette partie de l'architecture, combinant la modélisation thermique du bâtiment (via BIM) et la modélisation énergétique issue des données de consommation. Le système de contrôle CVC ajuste la température de référence pour garantir le confort, tandis qu'une boucle de contrôle intégrée supervise l'optimisation énergétique. Les volets production et stockage, introduits ici de façon conceptuelle, seront traités en détail dans le chapitre suivant consacré à l'optimisation des flux énergétiques globaux.

4.2.2 Méthodologie et mise en œuvre

La méthodologie adoptée pour le développement du contrôleur prédictif neuronal repose sur une chaîne complète allant de la simulation numérique à l'implémentation embarquée. Le modèle du bâtiment est d'abord obtenu à partir de simulations thermiques dynamiques (EnergyPlus), puis utilisé pour entraîner un réseau de neurones artificiel (ANN). Ce modèle neuronal constitue le noyau d'un contrôleur prédictif basé modèle (MPC), capable d'anticiper les besoins thermiques et d'optimiser les actions du système CVC.

Le contrôleur reçoit en temps réel les mesures du bâtiment, prédit son comportement via l'ANN, puis applique la commande optimale en boucle fermée (figure 4.3). Cette approche permet de concilier confort et performance énergétique, en exploitant la flexibilité des systèmes CVC.

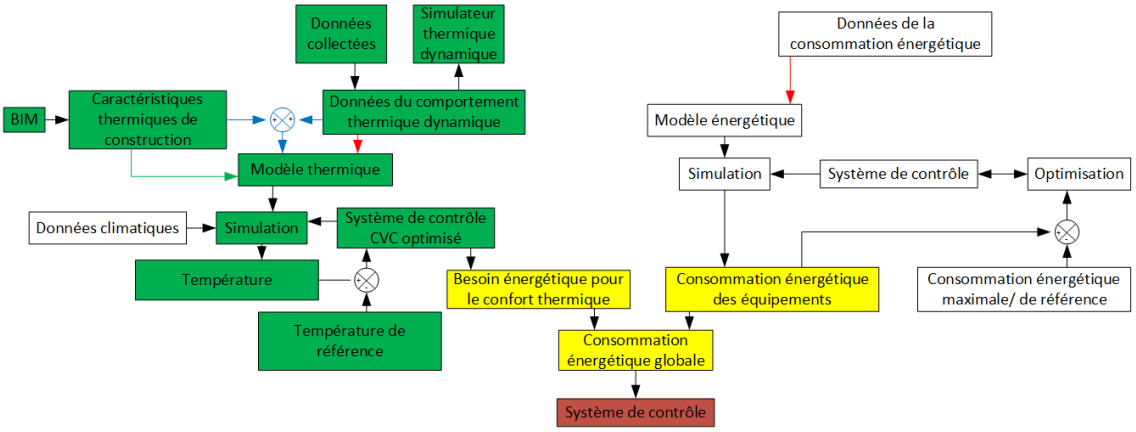


FIGURE 4.2 – *Modélisation énergétique et thermique du bâtiment pour l'optimisation du confort et de la consommation.*

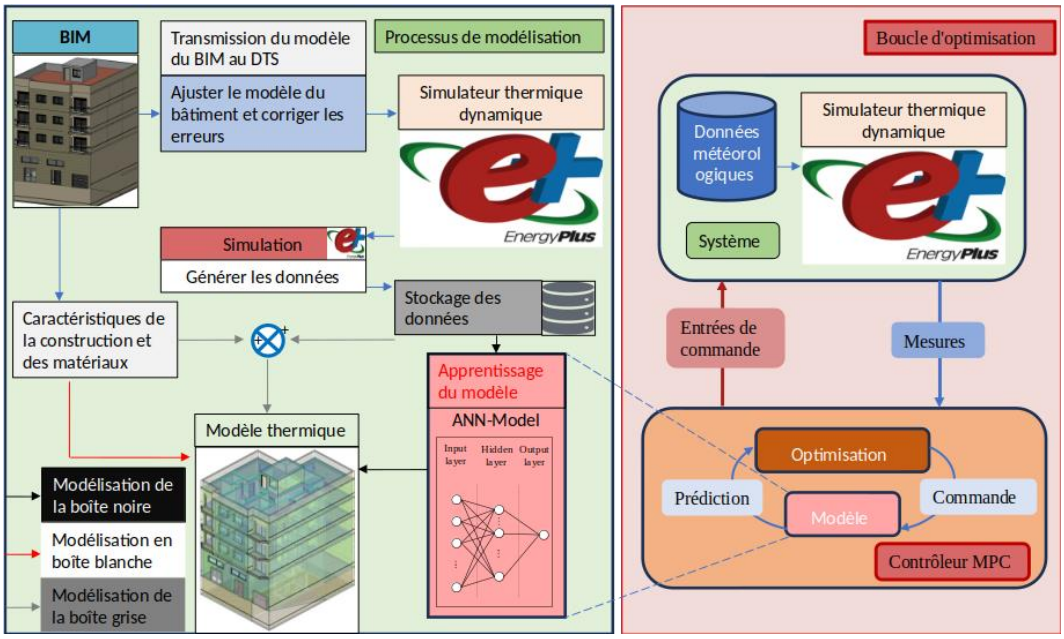


FIGURE 4.3 – *Chaîne de modélisation et de contrôle prédictif neuronal appliquée au bâtiment.*

Enfin, le contrôleur prédictif neuronal (NNMPC) a été implémenté sur FPGA (PYNQ) afin d'évaluer ses performances en conditions temps réel. Cela a permis de valider la faisabilité pratique du système proposé, ainsi que sa robustesse et sa réactivité, qui constituent des prérequis essentiels pour une intégration dans un bâtiment intelligent.

La méthodologie étant posée, il convient maintenant de détailler la modélisation du comportement thermique du bâtiment et la construction du modèle neuronal. Cette étape est essentielle puisque la qualité du contrôleur prédictif dépend directement de la précision du modèle de prédiction.

4.3 Modélisation

La méthodologie ayant été posée, cette section détaille la modélisation thermique du bâtiment et la construction du modèle neuronal, étape essentielle pour garantir la performance du contrôleur prédictif.

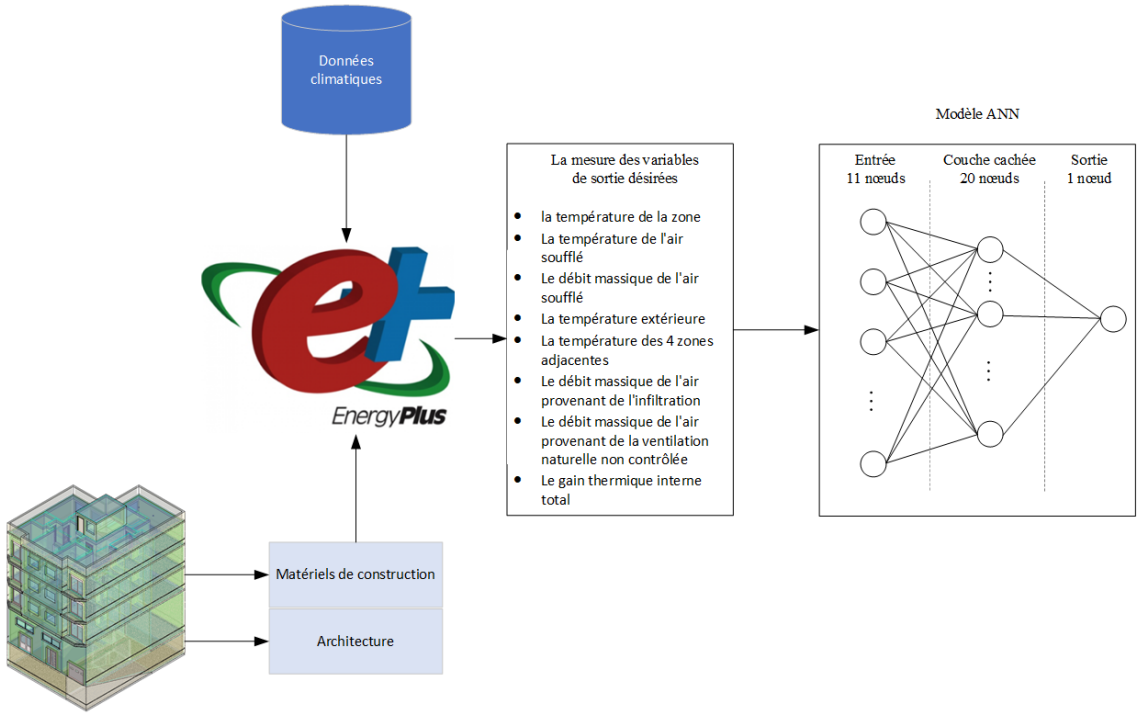


FIGURE 4.4 – *Utilisation d'EnergyPlus pour la génération de données d'apprentissage dans le cadre de la modélisation thermique par réseau de neurones artificiels.*

Dans le cadre de cette étude, aucune donnée issue d'un bâtiment réel n'étant disponible, le simulateur énergétique EnergyPlus est utilisé comme substitut virtuel du bâtiment physique. Il permet de générer les données nécessaires à l'apprentissage du modèle ANN. La figure 4.4 illustre l'utilisation d'un réseau de neurones artificiels (ANN) pour modéliser le comportement thermique du bâtiment.

Les données d'entrée du réseau sont issues de simulations EnergyPlus alimentées par des conditions climatiques et des caractéristiques du bâtiment (telles que les matériaux de construction et l'architecture). Les sorties extraites concernent des variables thermiques pertinentes, comme la température de la zone, celle de l'air soufflé, le débit d'air, la température extérieure, celle des zones voisines, ainsi que les débits liés à l'infiltration et à la ventilation naturelle, et enfin le gain

thermique interne.

L'ANN est un réseau de nœuds interconnectés, inspiré d'un modèle simplifié de neurones dans le cerveau. Dans ce contexte, chaque nœud circulaire symbolise un neurone artificiel, tandis qu'une flèche signifie une connexion, représentant le flux d'informations entre la sortie d'un neurone artificiel et l'entrée d'un autre, figure 4.5. La structure d'un neurone artificiel, ou neurone formel, consiste à calculer la somme pondérée de ses entrées x avec des poids W et à ajouter un biais b. Ensuite, cette somme passe par une fonction d'activation $f(.)$ pour produire sa sortie. Par exemple, pour la couche cachée, nous pouvons représenter mathématiquement chaque neurone a_i, avec $i \in [1,k]$, comme dans l'équation 4.1, et pour la couche de sortie, chaque neurone y_i, avec $i \in [1,m]$ peut être représenté comme dans l'équation 4.2.

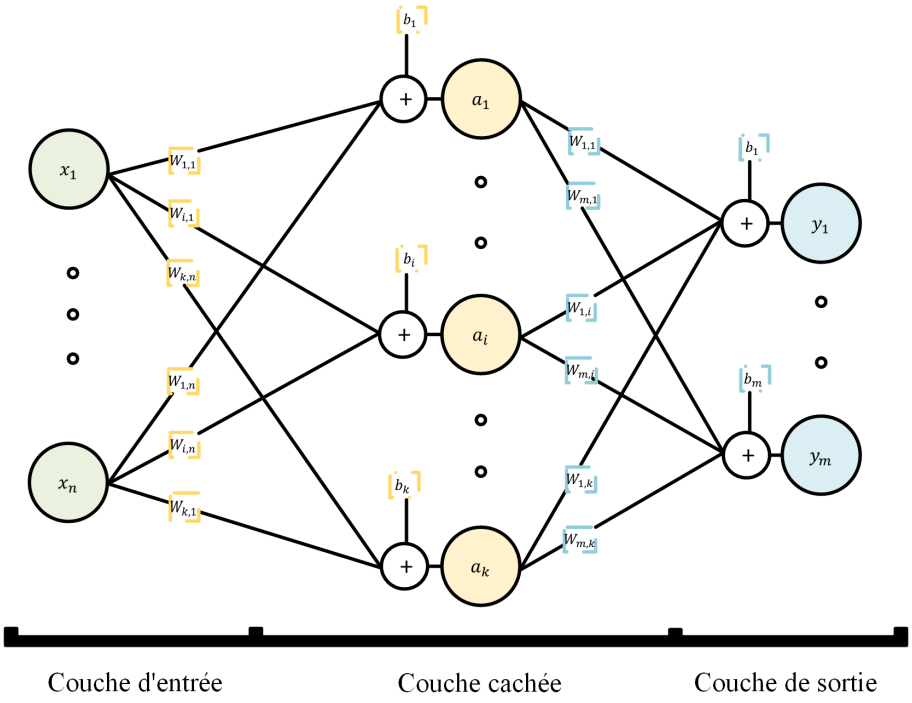


FIGURE 4.5 – *Réseau de neurones artificiels.*

$$a_i = f(\sum_{j=1}^{n} W_{ij} \cdot x_j + b_i) \tag{4.1}$$

$$y_i = f(\sum_{j=1}^{k} W_{ij} \cdot a_j + b_i) \tag{4.2}$$

L'objectif principal de l'apprentissage de l'ANN est d'identifier un ensemble de paramètres dans le modèle ANN qui réduisent la dissimilitude entre les données simulées et les données prédites. La représentation mathématique d'un ANN peut également être exprimée sous forme de matrice, équation 4.3, équation 4.4 et équation 4.5, en particulier pour les réseaux neuronaux de type feed-forward. L'architecture comprend plusieurs éléments clés : la matrice de poids, désignée par W^h, relie la couche d'entrée à la couche cachée et possède des dimensions $k \times n$. Une autre matrice de poids, W^o, de dimensions $m\ foisk$, relie la couche cachée à la couche de sortie. En outre, il existe deux vecteurs de biais, B^h et B^o avec respectivement $k \times 1$ et $m \times 1$ éléments. Le vecteur $\mathbf{X} = [y(k), u^T(k), p^T(k)]$ consolide la variable d'état, les variables de contrôle et les perturbations, formant un tableau $1 \times n$. La fonction d'activation $f(.)$ se rapporte à la couche cachée et applique

une fonction de type sigmoïde, en particulier tansig, comme indiqué dans l'équation 4.6, élément par élément à la matrice résultant de $\mathbf{W}^h \cdot \mathbf{X} + \mathbf{B}^h$.

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}^o \cdot f\left(\mathbf{W}^h \cdot \mathbf{X} + \mathbf{B}^h\right) + \mathbf{B}^o, \tag{4.3}$$

Avec :

$$\mathbf{W}^h = \begin{pmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \cdots & W_{1,n} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \cdots & W_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{k,1} & W_{k,2} & \cdots & W_{k,n} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B}^h = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_k \end{pmatrix} \tag{4.4}$$

$$\mathbf{W}^o = \begin{pmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \cdots & W_{1,k} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \cdots & W_{2,k} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{m,1} & W_{m,2} & \cdots & W_{m,k} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B}^o = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix} \tag{4.5}$$

Au cours du processus de formation de l'ANN, le système d'apprentissage du réseau neuronal à rétropropagation de Levenberg-Marquardt, une méthode bien établie, est utilisé. La couche cachée utilise des fonctions sigmoïdales (tansig), décrites dans l'équation 4.6, qui servent de fonction de transfert. La couche de sortie n'intègre pas de fonction d'activation, ce qui permet à la sortie du réseau d'être un nombre réel continu. Le réseau émet alors directement les valeurs numériques prédites.

$$tanh(x) = \frac{2}{1+e^{-2x}} - 1 \tag{4.6}$$

De nombreuses techniques, décrites dans la littérature, peuvent être utilisées pour estimer la taille de la couche cachée [209]. Une approche consiste à appliquer le théorème de Kolmogorov, comme indiqué dans l'équation 4.7. Il est également possible de calculer une plage de valeurs appropriée sur la base d'une formule empirique, comme indiqué dans l'équation 4.8.

$$k = \sqrt{m+n} + a, \quad a \in [1, 10] \tag{4.7}$$

$$k = 2n + 1 \tag{4.8}$$

Dans ce scénario, n représente le nombre total de variables d'entrée, m indique le nombre de variables de sortie et k la taille de la couche cachée. Les entrées du modèle comprennent la température précédente de la zone, les variables d'action de contrôle telles que la température et le débit massique de l'air soufflé, et les variables de perturbation qui exercent une influence significative sur le comportement thermique. Ces variables comprennent la température des quatre zones adjacentes, la température de l'air extérieur, le débit massique de l'air provenant des infiltrations et de la ventilation naturelle non contrôlée, ainsi que la chaleur interne globale provenant des humains et des appareils électriques. La sortie du modèle est la température de la zone. Étant donné que m est égal à 1 et que n est fixé à 11, la détermination de la taille appropriée de la couche cachée s'effectue en évaluant les résultats de simulation pour une gamme de valeurs de k allant de 5 à 23. La MSE est utilisée pour quantifier la disparité entre les valeurs réelles et prédites en élevant au carré les valeurs d'erreur et en calculant ensuite la moyenne de toutes les erreurs. Tout au long de la phase d'apprentissage du réseau neuronal, l'algorithme détermine de manière itérative les

poids ($\mathbf{W}^h$,$\mathbf{W}^o$) et les biais ($\mathbf{B}^h$, $\mathbf{B}^o$) optimaux pour minimiser la MSE, calculée conformément à l'équation spécifiée (équation 4.9).

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{4.9}$$

Avec :

- y_i : les données simulées ou mesurées.
- $\hat{y}_i$: les données prédites par l'ANN.
- N : N exprime le nombre de données simulées ou mesurées.

Il est essentiel d'utiliser un ensemble de données qui reflète l'emplacement du bâtiment et l'étude de cas spécifique, et qui englobe toute la plage de fonctionnement de l'installation, afin de garantir la précision des prédictions. Les réseaux neuronaux non linéaires rencontrent souvent des difficultés lorsqu'ils tentent de faire des projections au-delà de leurs données d'apprentissage, comme indiqué dans [210]. Les modèles neuronaux sont formés à l'aide de données obtenues à partir d'une usine fonctionnant régulièrement avec un contrôle en boucle fermée ou en boucle ouverte [211]. Dans cette étude, nous avons généré les données à l'aide d'EnergyPlus a DTS, comme le montre la figure 2.2. Ces données ont d'abord été stockées, puis utilisées pour former l'ANN, ce qui constitue notre approche de la modélisation en boîte noire.

Pour faciliter la formation et la validation des ANN étudiés, les données recueillies lors de la simulation ont été divisées en trois ensembles distincts, conformément à la recommandation fournie par [212]. Ces ensembles comprennent un ensemble de formation (comprenant 70% des données), un ensemble de validation (qui contient 15% des données) et un ensemble de test (comprenant également 15% des données). Dans ce scénario, le modèle ANN choisi est celui associé à l'MSE la plus faible, avec 23 neurones dans la couche cachée, où MSE = 0,0011362. Cette sélection garantit un niveau élevé de fiabilité prédictive, puisque la corrélation entre les prédictions ANN et les simulations EnergyPlus, telle qu'indiquée par le modèle choisi, est d'environ 1. Cette valeur de corrélation élevée signifie une association très forte.

Une fois le modèle neuronal établi et validé, celui-ci peut être intégré dans un schéma de commande prédictive. La section suivante présente donc la formulation du problème d'optimisation et le fonctionnement du contrôle prédictif basé sur modèle.

4.4 Contrôle et optimisation

Une fois le modèle neuronal établi, il peut être intégré dans une loi de commande. Cette section présente la formulation du problème de contrôle prédictif et la stratégie d'optimisation adoptée. En intégrant un modèle dynamique dans le contrôleur, le MPC facilite le contrôle efficace de processus industriels très complexes. Cette intégration permet de minimiser une fonction de coût J sur un horizon de prédiction fini tout en permettant de prédire en temps réel le comportement futur du processus. Une méthode d'optimisation qui tient compte des limites des capacités du système et des états de contrôle est utilisée pour déterminer l'entrée de contrôle idéale u. La loi de contrôle peut être exprimée mathématiquement comme dans équation 4.10. Dans ce contexte, divers éléments font partie intégrante de la dynamique du système. La sortie du système, notée $y(.)$, reflète son état actuel, tandis que $y_r(.)$ représente la trajectoire de production souhaitée. Le coefficient Q module l'importance attribuée à la disparité entre les sorties réelles et souhaitées, reflétant leur importance relative. Inversement, le coefficient R régule la pénalité imposée aux variables d'entrée, régissant

leur amplitude pendant le fonctionnement du système. Le modèle de réseau neuronal du système, encapsulé par $f_{NN}(.)$, offre une approximation de son comportement, ce qui facilite l'analyse prédictive. L'entrée de contrôle optimale, désignée par $u(.)$, converge le système vers les points de consigne souhaités, en ajustant ses paramètres opérationnels si nécessaire. Ces composants contribuent collectivement au fonctionnement du système et aux mécanismes de contrôle.

$$\begin{aligned}
&\underset{u}{minimize}\ J(y,u) = \\
&\sum_{k=0}^{N-1}\Big((y(k)-y_r(k))^T\cdot Q\cdot(y(k)-y_r(k))+u(k)^T\cdot R\cdot u(k)\Big) \\
&\text{subject to :} \\
&y(k+1) \ = \ f_{NN}(y(k),u(k),p(k)), \\
&y(0)=y_0, \\
&u(k)\in U, \quad \forall k\in[0,N-1], \\
&y(k)\in X \quad \forall k\in[0,N].
\end{aligned} \tag{4.10}$$

La commande optimisée $u(k)$ représente ici la puissance thermique fournie à la zone, notée $Q_c(k)$, et définie par la relation suivante :

$$Q_c(k) = \dot{m}(k)\,C_p\,(y(k)-T_s(k)) \tag{4.11}$$

où :

- $\dot{m}(k)$ est le débit massique d'air soufflé (en kg/s),
- C_p est la capacité thermique massique de l'air (en J/kg.K),
- $y(k)$ est la température actuelle de la pièce,
- $T_s(k)$ est la température de soufflage.

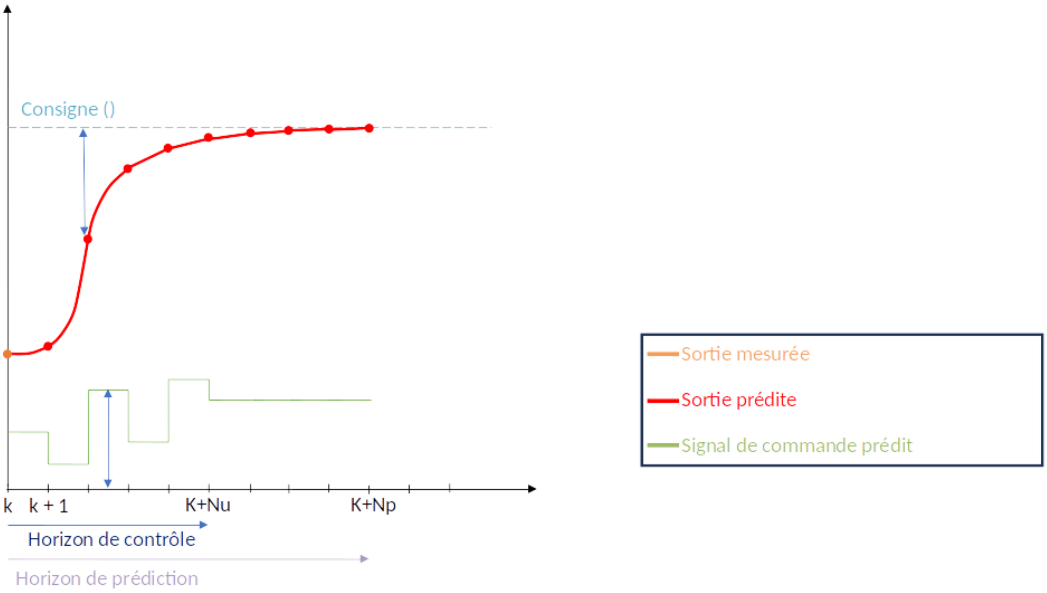
Ce terme $Q_c(k)$ traduit donc directement la quantité d'énergie thermique injectée dans la zone pour maintenir ou atteindre la consigne. La minimisation du terme $u(k)^T Ru(k)$ revient ainsi à réduire la puissance thermique injectée, et donc indirectement la consommation énergétique du système CVC.

À chaque pas de temps k, l'algorithme d'optimisation prédit la trajectoire future des variables d'état sur un horizon de prédiction $K+Np$, tout en calculant la stratégie de commande optimale sur un horizon de contrôle $K+Nu$. La première commande de cette séquence est ensuite appliquée au système, comme illustré dans la figure 4.6a, qui représente la première itération du contrôle prédictif MPC. À ce stade, la sortie prédite (en rouge) converge progressivement vers la consigne, tandis que l'entrée de commande (en vert) est optimisée pour garantir cette trajectoire.

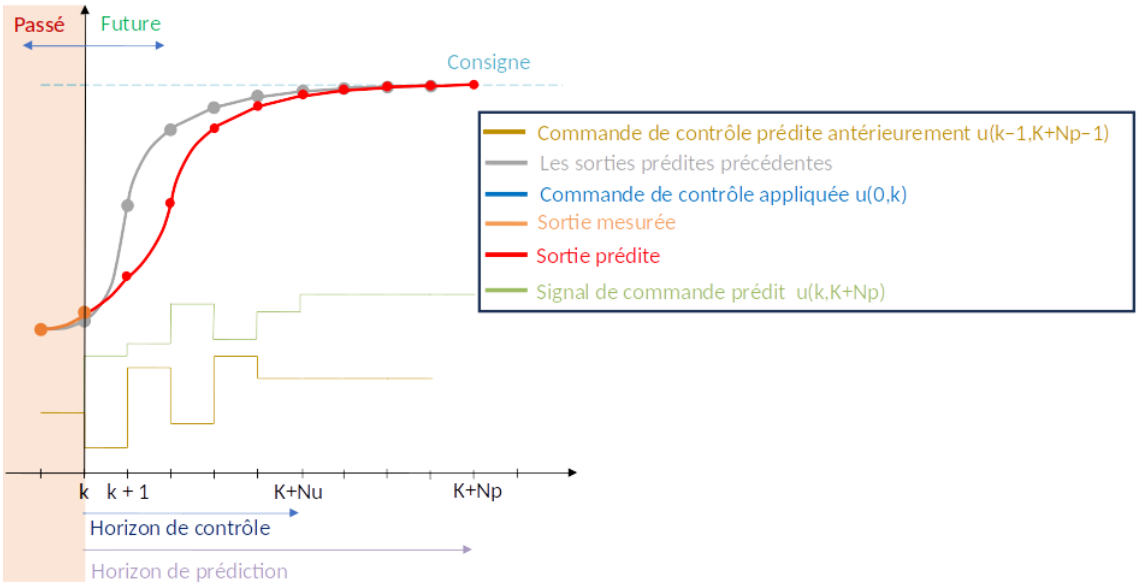
Lors de l'itération suivante, illustrée en figure 4.6b, l'état du système est de nouveau échantillonné. Cette nouvelle mesure permet de réinitialiser l'optimisation à partir de la réalité du système, en intégrant les éventuelles divergences entre le modèle et le comportement réel. Les trajectoires en gris et en moutarde correspondent respectivement aux sorties et commandes prédites lors de l'itération précédente. La boucle d'optimisation est relancée à partir de cet état corrigé (en orange), et une nouvelle séquence de commande est calculée. Seule la première commande (en bleu) est appliquée, assurant ainsi une mise à jour constante et adaptative du contrôle.

Ce mécanisme itératif constitue le cœur du principe MPC : à chaque instant, il permet d'anticiper les évolutions futures, tout en adaptant la commande en fonction des écarts entre la modélisation et la dynamique réelle du système, réduisant ainsi les erreurs potentielles dues aux imperfections du modèle.

La mise en œuvre effective du contrôle prédictif nécessite une plateforme matérielle adaptée au calcul en temps réel. Pour cette raison, nous avons choisi d'implémenter l'algorithme sur une carte PYNQ. La section suivante décrit l'architecture matérielle et logicielle retenue, ainsi que le protocole de communication utilisé avec le simulateur.



(A) *Première itération du MPC.*



(B) *Deuxième itération du MPC.*

FIGURE 4.6 – *Principe de fonctionnement itératif du contrôle prédictif basé modèle (MPC).*

4.5 PYNQ implementation

Pour valider l'approche dans un contexte temps réel, le contrôleur prédictif neuronal a été implémenté sur une plateforme matérielle. Cette section décrit l'architecture choisie et les outils utilisés. Le MPC a été mis en œuvre dans des FPGA dans plusieurs études. Dans [213], une nouvelle méthode d'inversion de matrice et une conception de circuit ont été proposées pour mener des expériences MPC dans un système embarqué. Une autre étude a adopté un contrôleur MPC basé sur des ensembles ellipsoïdaux, résolvant des défis d'optimisation en temps réel en utilisant du matériel FPGA [214]. L'article suivant s'est penché sur l'utilisation de la MPC pour suivre la trajectoire de référence d'un véhicule aérien sans pilote. Ils ont proposé un schéma MPC basé sur le DNN, avec la mise en œuvre de la méthode proposée sur un FPGA de terrain à l'aide de simulations Hardware-in-the-Loop [215]. Une autre étude a mis en œuvre un ensemble de contrôle fini-MPC pour les systèmes électroniques de puissance à l'aide de FPGA, en tenant compte de l'utilisation des ressources et de l'évaluation des performances [216]. Le déploiement de la MPC linéaire à long terme sur les FPGA a été prouvé pour la régulation de différents systèmes électroniques de puissance dans la recherche [217]. Collectivement, ces articles illustrent l'incorporation réussie du MPC dans les FPGA à travers un spectre d'applications de contrôle. Ce problème d'optimisation a ensuite été mis en œuvre dans le PYNQ, une carte FPGA conçue pour faciliter l'utilisation de plates-formes pour l'informatique adaptative. Les concepteurs peuvent exploiter la logique programmable et les microprocesseurs pour développer des appareils électroniques plus puissants et innovants, en utilisant le langage de programmation et les bibliothèques Python. IpOpt [218] et CasADi [219] ont été utilisés pour relever les défis de l'optimisation dans l'algorithme MPC. Leurs fichiers sources ont été construits et incorporés dans le FPGA. EnergyPlus mesure l'état actuel et les variables de perturbation nécessaires au contrôle du système à chaque pas de temps. Le FPGA reçoit ces données du DTS pour déterminer l'action de contrôle optimale. Les valeurs de contrôle calculées sont ensuite transmises au DTS. Le protocole MQTT gère la communication entre la carte PYNQ et les capteurs du DTS.

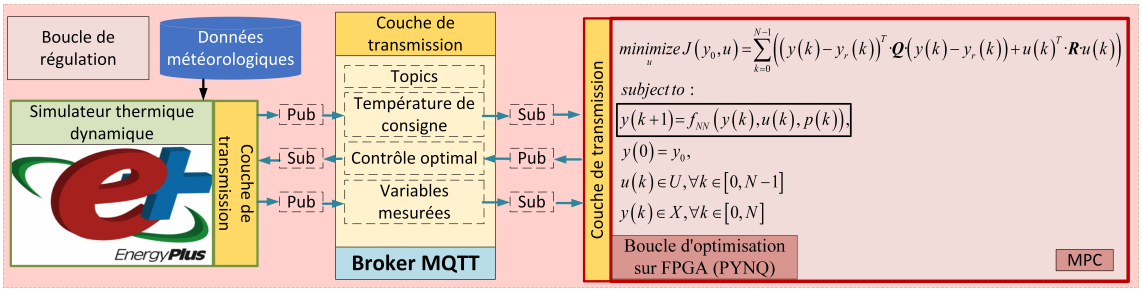


FIGURE 4.7 – *La boucle d'optimisation et l'architecture de transmission de données associée.*

La figure 4.7 illustre le processus de communication entre le simulateur et le dispositif PYNQ. Dans un premier temps, le simulateur publie des données sur les thèmes "Température de consigne" ("Setpoint Temperature") et "Variables mesurées" ("Measured variables"). Ensuite, il s'abonne à la rubrique "Contrôle optimal" ("Optimal control") pour recevoir les valeurs de contrôle. De son côté, le dispositif PYNQ s'abonne aux thèmes "Température de consigne" et "Variables mesurées". Après avoir reçu les données nécessaires, l'algorithme exécuté dans le PYNQ calcule la valeur de contrôle optimale visant à minimiser l'écart entre la température ambiante et le point de consigne, tout en minimisant la consommation d'énergie. Une fois la valeur de régulation optimale calculée, PYNQ la publie dans la rubrique "Régulation optimale" ("Optimal control"). Le simulateur récupère cette valeur, l'applique, puis réévalue les nouvelles valeurs des variables pour l'itération d'optimisation suivante. Le choix d'utiliser EnergyPlus, un outil de simulation, a été influencé par l'indisponibilité d'un bâtiment réel pour mettre en œuvre la solution proposée dans ce travail. La partie droite de la figure 4.8, est le banc d'essai conçu pour évaluer notre solution. En bas se trouve la carte PYNQ,

où l'algorithme d'optimisation fonctionne en boucle. La transmission des données est facilitée par le protocole MQTT, l'écran fournissant un retour d'information en temps réel sur le succès ou l'échec de la transmission. Du côté du simulateur, nous présentons la valeur de contrôle optimale ainsi que la température ambiante prédite par notre algorithme, les deux étant ensuite enregistrées. Inversement, de l'autre côté, nous affichons toutes les variables mesurées essentielles à la prédiction de la température et à l'optimisation de l'énergie nécessaire pour atteindre la température de consigne.

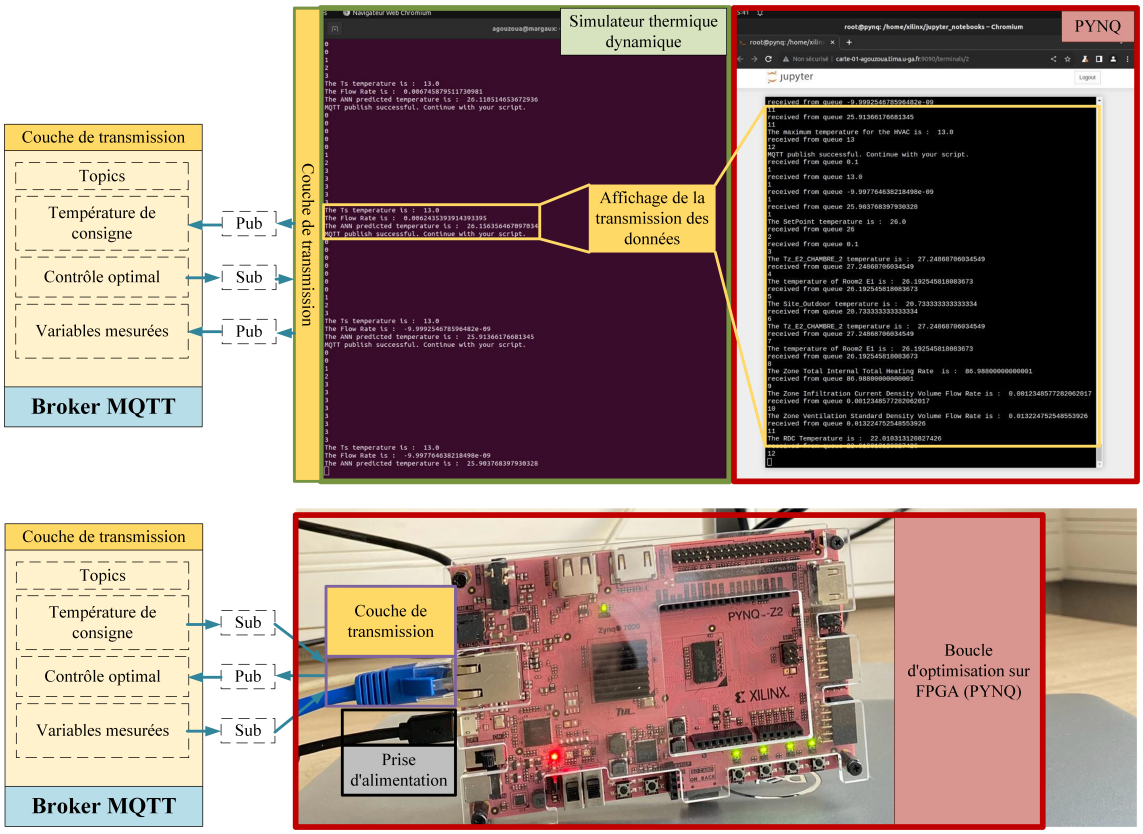


FIGURE 4.8 – *La boucle d'optimisation mise en œuvre sur FPGA, l'architecture de transmission de données associée et le banc d'essai.*

Une fois le contrôleur embarqué déployé, il est indispensable de le confronter à différents scénarios représentatifs. La section suivante introduit ainsi les stratégies de commande retenues et les conditions de simulation permettant d'évaluer les performances de la NNMPC par rapport à une régulation classique.

4.6 Scénarios de simulation et stratégies de commande

Pour valider l'efficacité de cette stratégie de contrôle, une analyse comparative a été menée entre la NNMPC et la loi de contrôle marche/arrêt. Selon la loi de commande marche/arrêt, le système CVC fonctionne à pleine capacité. Pour le chauffage, il maintient un débit massique d'alimentation de 0,1 kg/s et une température d'alimentation de 50°C. Pour le refroidissement, il maintient un débit massique de 0,3 kg/s et une température de 13°C. Ce processus se poursuit jusqu'à ce que la température dépasse le point de consigne de chauffage ou tombe en dessous du point de consigne de refroidissement. La loi de commande utilise un temps d'échantillonnage d'une minute, qui

correspond au pas de temps le plus bas disponible dans les simulations EnergyPlus. Le bâtiment a été simulé à l'aide d'EnergyPlus et était situé à Casablanca, au Maroc. L'étude a porté sur deux années différentes, 2006 et 2017, les données relatives à la température extérieure étant présentées dans la figure 4.9, et les données relatives à la température ambiante en appliquant la stratégie de contrôle On/Off dans la figure 4.10. D'autre part, la masse thermique des matériaux de construction provoque des perturbations dont la dynamique est lente et le moment d'inertie élevé. Par conséquent, le contrôleur NNMPC fonctionne avec une période d'échantillonnage de 10 minutes. La plage du débit massique d'alimentation est comprise entre 0 et 0,1 kg/s, et la température à laquelle l'air d'alimentation est soufflée pour le chauffage est comprise entre 50–60°C. En outre, le débit massique d'alimentation passe de 0.1 à 0,3 kg/s pour le refroidissement, la température de l'air d'alimentation entre 13–20°C. La ventilation naturelle, quantifiée à 1 ACH ou 1 volume par heure (V/h), est un aspect fondamental de la conception des bâtiments, contribuant à la qualité de l'air intérieur et au confort thermique. Ce taux de ventilation indique la fréquence à laquelle l'air d'une zone spécifique est remplacé par de l'air frais extérieur. Un taux de ventilation de 1 ACH ou 1 V/h signifie que l'ensemble du volume de l'espace est renouvelé par de l'air extérieur toutes les heures. Ces stratégies de ventilation sont essentielles pour maintenir des conditions environnementales intérieures optimales en expulsant les polluants, en régulant les niveaux d'humidité et en favorisant le confort thermique. En outre, la ventilation naturelle favorise l'efficacité énergétique en réduisant le recours aux systèmes mécaniques, conformément aux pratiques de construction durable. La mise en œuvre d'une ventilation naturelle à un taux de 1 ACH ou 1 V/h souligne une approche équilibrée visant à améliorer le bien-être des occupants tout en promouvant la gestion environnementale dans la conception et l'exploitation des bâtiments. Les prévisions de température de l'ANN sont étroitement alignées sur les calculs d'EnergyPlus. Grâce à la stratégie de contrôle NNMPC, les mesures de température EnergyPlus sont gérées de manière cohérente pour rester, la plupart du temps, autour de la température cible (approximativement une plage de $\pm$ 0.5°C), figure 4.11. La réglementation thermique marocaine fournit des directives spécifiques concernant les réglages de température pour les systèmes de chauffage et de climatisation. Selon cette réglementation, la température de consigne pour le chauffage est de 20°C, tandis que pour la climatisation, elle est fixée à 26°C, [220]. Par conséquent, la plage comprise entre 20°C et 26°C délimite la zone de confort thermique que nous avons définie. En plus de la plage de confort prescrite, nous avons incorporé une zone d'inconfort acceptable de 0,5°C au-dessus du point de consigne de la climatisation et au-dessous du point de consigne du chauffage. Cette extension intentionnelle permet un certain degré de flexibilité, en particulier dans le cadre de notre méthodologie de contrôle prédictif.

Les scénarios définis permettent maintenant de comparer les deux approches de régulation. La section suivante analyse en détail les résultats obtenus, en termes de consommation énergétique et de confort thermique.

4.7 Résultats

Les scénarios précédemment définis permettent maintenant d'analyser quantitativement les performances de la commande prédictive neuronale. Les résultats sont présentés ci-dessous.

4.7.1 Energie thermique

La figure 4.12, représente l'énergie consommée par le chauffage et la climatisation pour chaque mois des années 2006 et 2017 en appliquant la méthode de contrôle marche/arrêt et la méthode NNMPC respectivement. Pour les deux années, septembre et janvier représentent les mois les plus énergivores pour les systèmes CVC, dans les deux modes de contrôle. En septembre 2017,

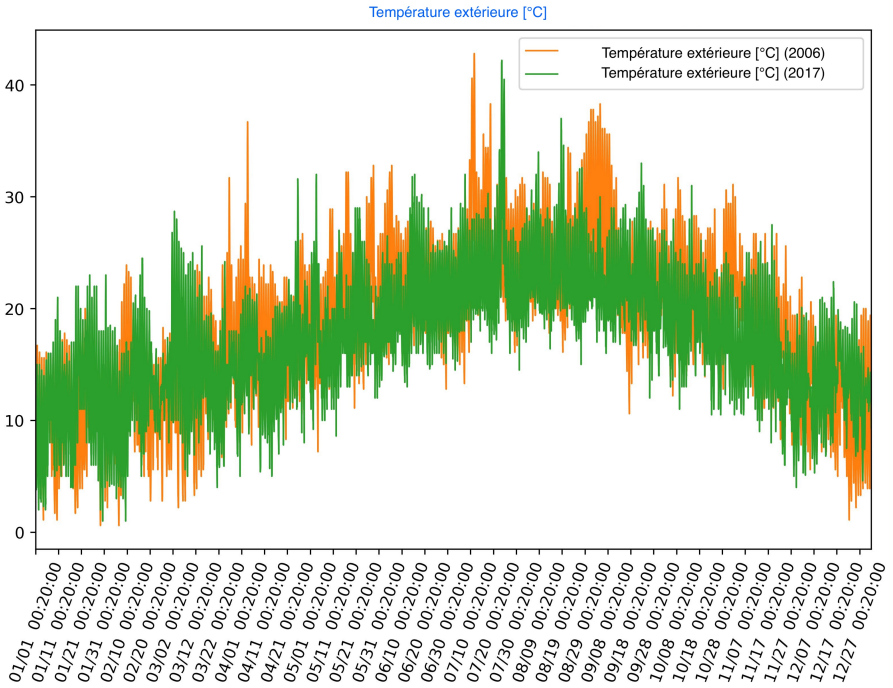
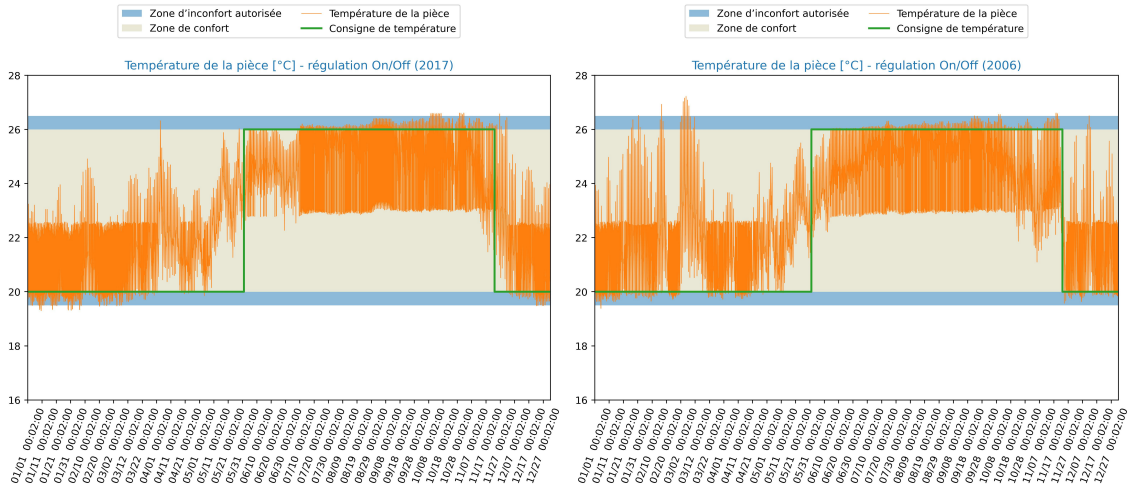


FIGURE 4.9 – *La température extérieure du site (Casablanca, Maroc) utilisé dans cette étude pour les années 2006 et 2017.*

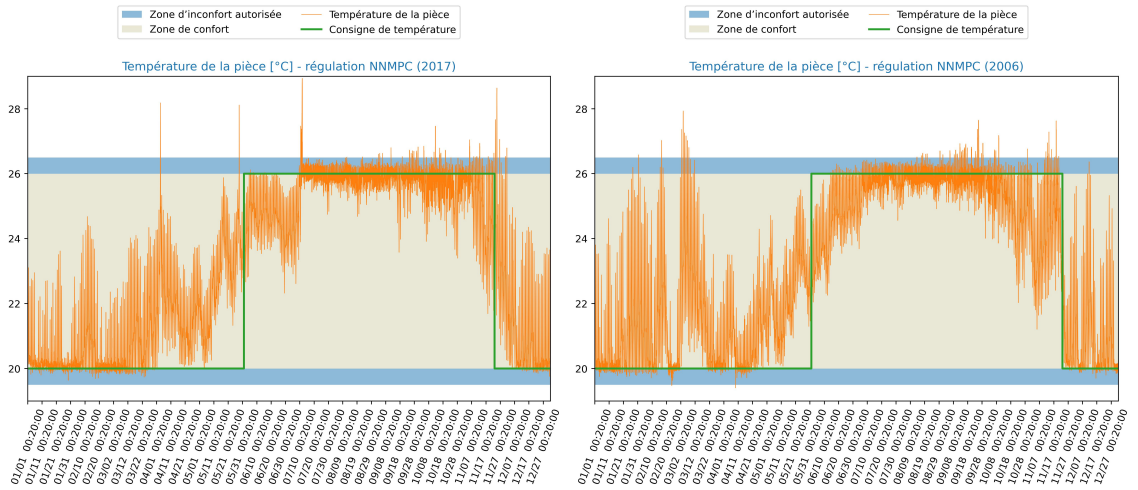


(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE 4.10 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775).*

TABLEAU 4.1 – *Comparaison des performances en chauffage et en refroidissement*

		Chauffage (kWh)			Climatisation (kWh)		
		NNMPC	On/Off	Saving (%)	NNMPC	On/Off	Saving (%)
2006	Janvier	58.03	86.70	33.07	0,00	0,00	-
	Février	34.68	57.60	39.78	0,00	0,00	-
	Mars	14.62	23.99	39.04	0,00	0,00	-
	Avril	22.38	38.71	42.18	0,00	0,00	-
	Mai	0.49	0.96	49.08	0,00	0,00	-
	Juin	0,00	0,00	-	4.80	10.34	53.61
	Juillet	0,00	0,00	-	43.11	68.72	37.27
	Août	0,00	0,00	-	71.38	99.82	28.49
	Septembre	0,00	0,00	-	86.13	116.61	26.13
	Octobre	0,00	0,00	-	44.48	65.95	32.56
	Novembre	5.58	9.70	42.41	23.95	34.50	30.57
	Décembre	31.43	56.00	43.88	0,00	0,00	-
	Total	167.22	273.66	38.89	273.85	395.95	30.83
2017	Janvier	151.88	191.40	20.65	0,00	0,00	-
	Février	89.39	117.52	23.94	0,00	0,00	-
	Mars	46.37	68.68	32.49	0,00	0,00	-
	Avril	2.66	3.62	26.66	0,00	0,00	-
	Mai	1.51	1.84	18.00	0,00	0,00	-
	Juin	0,00	0,00	-	1.25	2.76	54.74
	Juillet	0,00	0,00	-	50.79	76.31	33.44
	Août	0,00	0,00	-	69.17	97.06	28.74
	Septembre	0,00	0,00	-	131.65	164.29	19.86
	Octobre	0,00	0,00	-	111.28	139.54	20.25
	Novembre	0,78	0,00	-	38.03	58.14	34.59
	Décembre	61.98	86.50	28.35	0,00	0,00	-
	Total	354.54	469.55	24.49	402.17	538.11	25.26



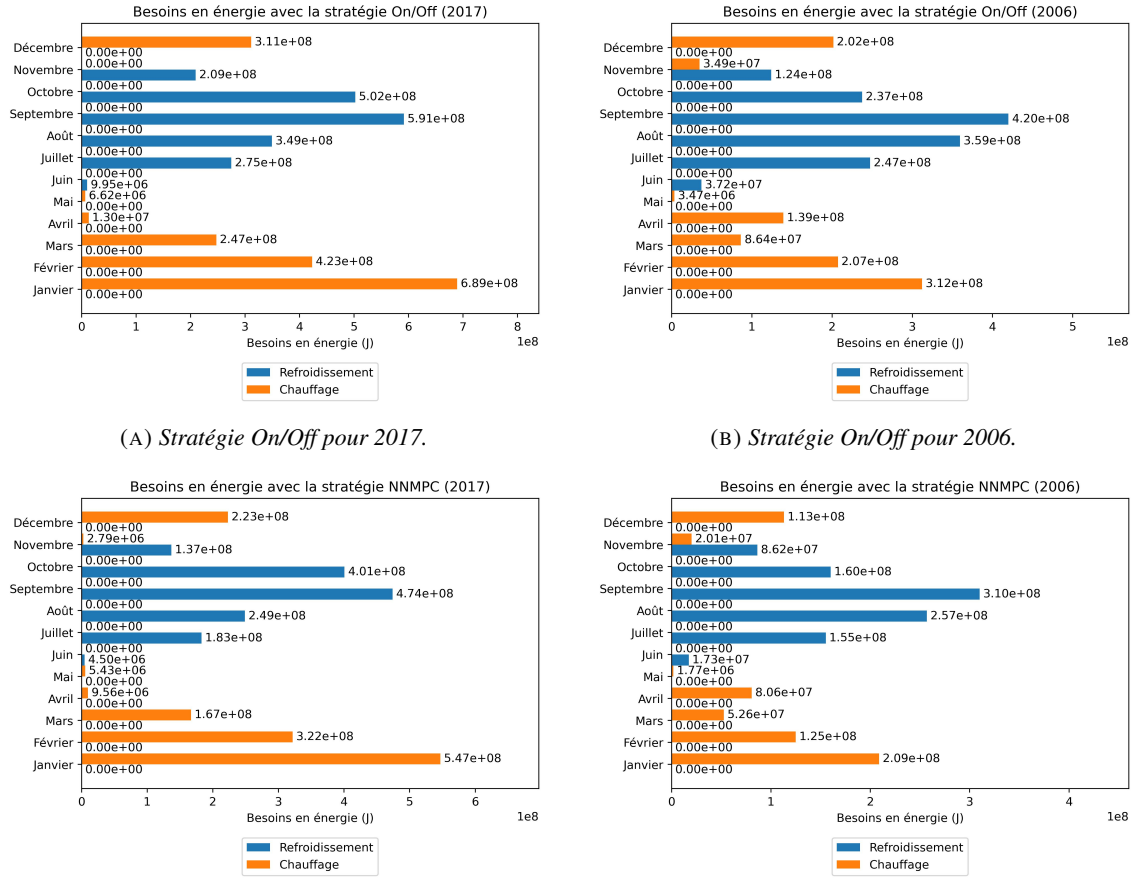
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE 4.11 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775).*

nous avons eu une consommation de 139,65 kWh contre 173,93 kWh, pour le contrôle NNMPC et le mode On/Off, respectivement, ce qui représente une réduction de 19,71%. Pour le mois de janvier, nous avons une consommation de 188,74 kWh contre 238,40 kWh, respectivement pour le contrôle du NNMPC et le mode On/Off, ce qui représente une réduction de 20,83%. Cette réduction d'énergie est proche de celle apportée par l'ordinateur, où elle représente 19,59% pour le mois de septembre et 20,85% pour le mois de janvier. Au cours de l'année 2006, en janvier 2006, la consommation a été de 78,64 kWh contre 119,88 kWh pour le contrôle du NNMPC et le mode Marche/Arrêt, respectivement, ce qui représente une réduction de 34,4%. En septembre 2006, la consommation était de 80,65 kWh contre 113,62 kWh, respectivement pour le contrôle du NNMPC et le mode On/Off, ce qui représente une réduction de 29,02%. Cette réduction d'énergie est la même que celle fournie par l'ordinateur.

Pour une analyse annuelle, en 2006, nous avons eu une consommation de chauffage de 240,04 kWh contre 405,31 kWh, pour le contrôle du NNMPC et le mode On/Off, respectivement, ce qui représente une réduction annuelle de la consommation d'énergie de chauffage de 40,78%. Pour la consommation de refroidissement, elle était de 221,86 kWh contre 356,54 kWh pour le contrôle NNMPC et le mode On/Off, respectivement, ce qui représente une réduction de 37,77%. Pour l'année 2017, nous avons eu une consommation de refroidissement de 369,78 kWh contre 519,43 kWh, pour le contrôle NNMPC et le mode On/Off, respectivement, ce qui représente une réduction annuelle de la consommation d'énergie de refroidissement de 28,81%. Pour la consommation de chauffage, elle était de 464,89 kWh contre 624,86 kWh pour le contrôle du NNMPC et le mode On/Off, respectivement, ce qui représente une réduction de 25,60%, figure 4.13.

Après avoir analysé le comportement thermique d'une seule pièce sous différentes stratégies de contrôle, nous élargissons désormais notre étude à l'échelle du bâtiment entier, afin d'évaluer l'impact global de la stratégie NNMPC sur la consommation énergétique. Contrairement à la partie précédente centrée uniquement sur la chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775, les résultats présentés ici intègrent les besoins en chauffage et en climatisation de l'ensemble des pièces contrôlées. La figure 4.14 illustre la consommation d'énergie pour le chauffage et la climatisation mois par mois, pour les années 2006 et 2017, en comparant la stratégie de contrôle prédictif basée modèle (NNMPC) avec celle du mode classique marche/arrêt (On/Off). Les différents profils de température dans les zones contrôlées ainsi que les consommations énergétiques associées pour chaque pièce sont présentés en détail dans l'annexe A, sous les deux stratégies de contrôle. Par ailleurs, tous les résultats relatifs aux autres pièces (et non seulement ceux de la chambre



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE 4.12 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

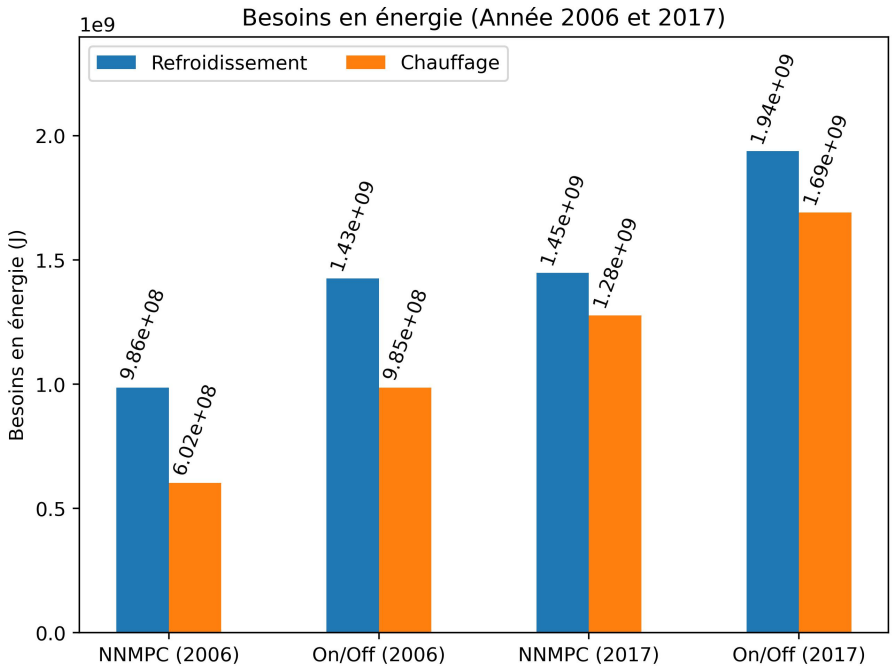


FIGURE 4.13 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*

E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775), pour l'ensemble des analyses développées dans cette section , sont disponibles dans annexe A à annexe C.

En 2017, les mois les plus énergivores pour les systèmes CVC sont janvier pour le chauffage et septembre pour la climatisation. En janvier, la consommation de chauffage atteint 1781,27 kWh avec le contrôle NNMPC contre 2297,01 kWh en mode On/Off, soit une réduction de 22,45%. Pour la climatisation, le mois le plus consommateur est septembre avec 1053,10 kWh pour le contrôle NNMPC contre 1400,69 kWh pour le mode On/Off, soit une économie de 24,82%.

Pour l'année 2006, janvier constitue également le mois le plus énergivore pour le chauffage, avec une consommation de 967,28 kWh en NNMPC contre 1323,40 kWh en On/Off, représentant une réduction de 26,91%. En climatisation, c'est au mois d'août que l'on observe la consommation la plus élevée, avec 727,76 kWh en NNMPC contre 1094,91 kWh en On/Off, soit une réduction de 33,55%.

Concernant l'analyse annuelle, pour l'année 2006, la consommation totale de chauffage s'élève à 2528,95 kWh en NNMPC contre 4132,42 kWh en On/Off, ce qui représente une économie de 31,87%. En ce qui concerne la climatisation, elle atteint 2528,95 kWh avec NNMPC contre 3884,64 kWh avec On/Off, soit une réduction de 34,89%.

Pour l'année 2017, la consommation annuelle de chauffage est de 4640,28 kWh pour NNMPC contre 6171,26 kWh en On/Off, représentant une économie de 24,80%. Pour la climatisation, la consommation s'élève à 3616,40 kWh sous NNMPC contre 5226,59 kWh en On/Off, soit une réduction de 30,80%, comme présenté à la figure 4.15.

En 2006, la plus grande réduction mensuelle pour le chauffage est enregistrée en avril, avec une consommation passant de 333,95 kWh en On/Off à 186,98 kWh en NNMPC, soit une économie de 44,01%. Pour la climatisation, la réduction la plus importante est observée en juin, avec une baisse de 259,49 kWh en On/Off à 129,91 kWh en NNMPC, soit une économie de 49,94%.

En 2017, la réduction maximale pour le chauffage apparaît en novembre, où la consommation passe de 98,35 kWh en On/Off à 63,10 kWh avec le NNMPC, soit une économie de 36,86%. Pour la climatisation, c'est en juin également que l'on constate la plus forte réduction, avec 301,98 kWh consommés en mode classique contre 171,80 kWh en prédictif, correspondant à une économie de 43,11%.

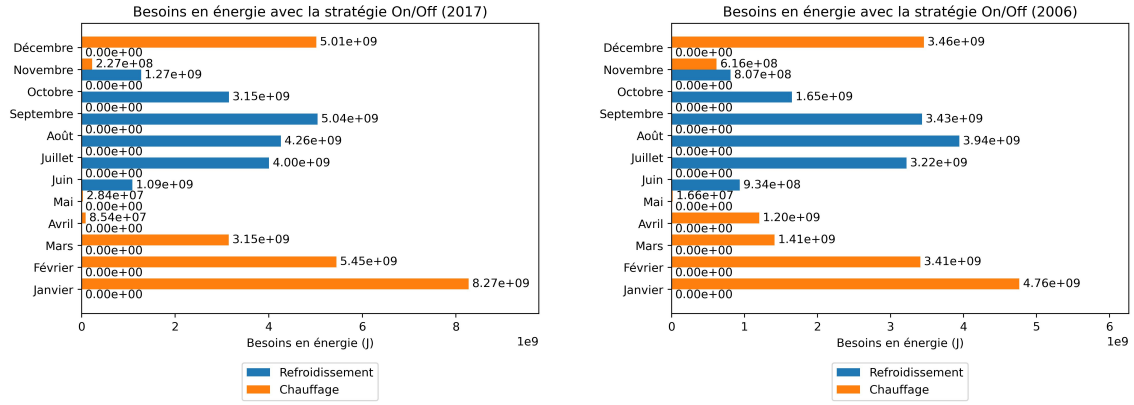
4.7.2 Confort énergétique

4.7.2.1 Distribution

La figure 4.16 illustre la fluctuation de la température ambiante dans une fourchette, principalement entre 20°C et 26°C. Cependant, il convient de noter que le NNMPC, déployé sur PYNQ, a tendance à déplacer la température ambiante dans la zone d'inconfort plus fréquemment que la méthode On/Off. Plus précisément, en 2017, sous le contrôle du NNMPC, la température intérieure est restée en dessous de 20 °C pendant 4,08 % du temps et a dépassé 26 °C pendant 12,91 % du temps. Toutefois, les dépassements critiques sont restés limités à 0,00 % sous 19,5 °C et 0,74 % au-dessus de 26,5 °C. En comparaison, avec la stratégie On/Off, la température est restée en dehors de la zone de confort pendant 1,83 % du temps (sous 20 °C) et 1,94 % (au-dessus de 26 °C), avec seulement 0,03 % sous 19,5 °C et 0,04 % au-dessus de 26,5 °C.

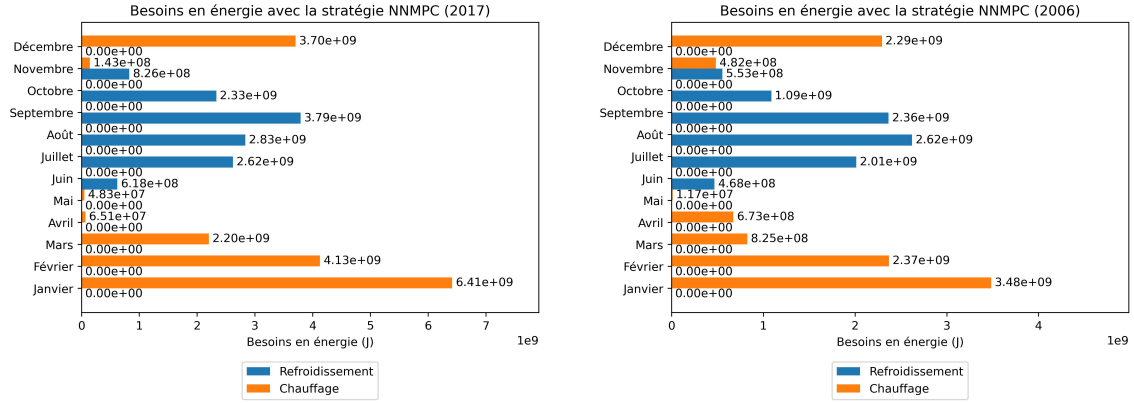
En 2006, les résultats suivent une tendance similaire. Sous NNMPC, la température a été inférieure à 20 °C pendant 5,47 % du temps et supérieure à 26 °C pendant 8,82 % du temps. Les dépassements critiques sont limités à 0,00 % sous 19,5 °C et à 0,71 % au-dessus de 26,5 °C. Du côté de la stratégie On/Off, 1,16 % du temps a été passé sous 20 °C et 2,01 % au-dessus de 26 °C, tandis que les seuils critiques ont été dépassés dans 0,00 % des cas sous 19,5 °C et 0,26 % au-dessus de 26,5 °C.

Dans l'ensemble, bien que le contrôle prédictif puisse parfois entraîner des dépassements plus fréquentes hors de la zone de confort, celles-ci restent généralement modérées et inférieures aux



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE 4.14 – *Comparaison des besoins énergétiques pour l'ensemble du bâtiment selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

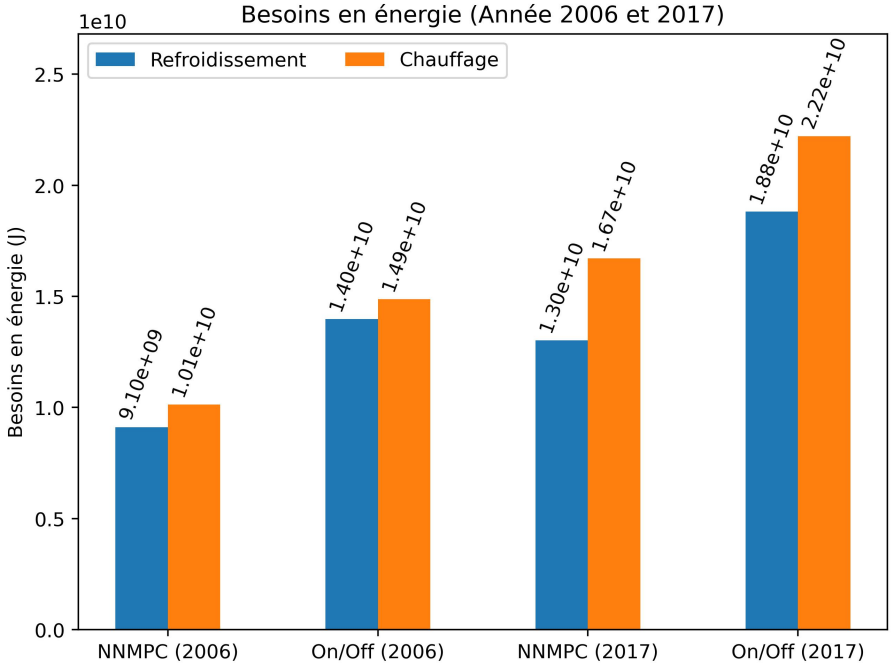
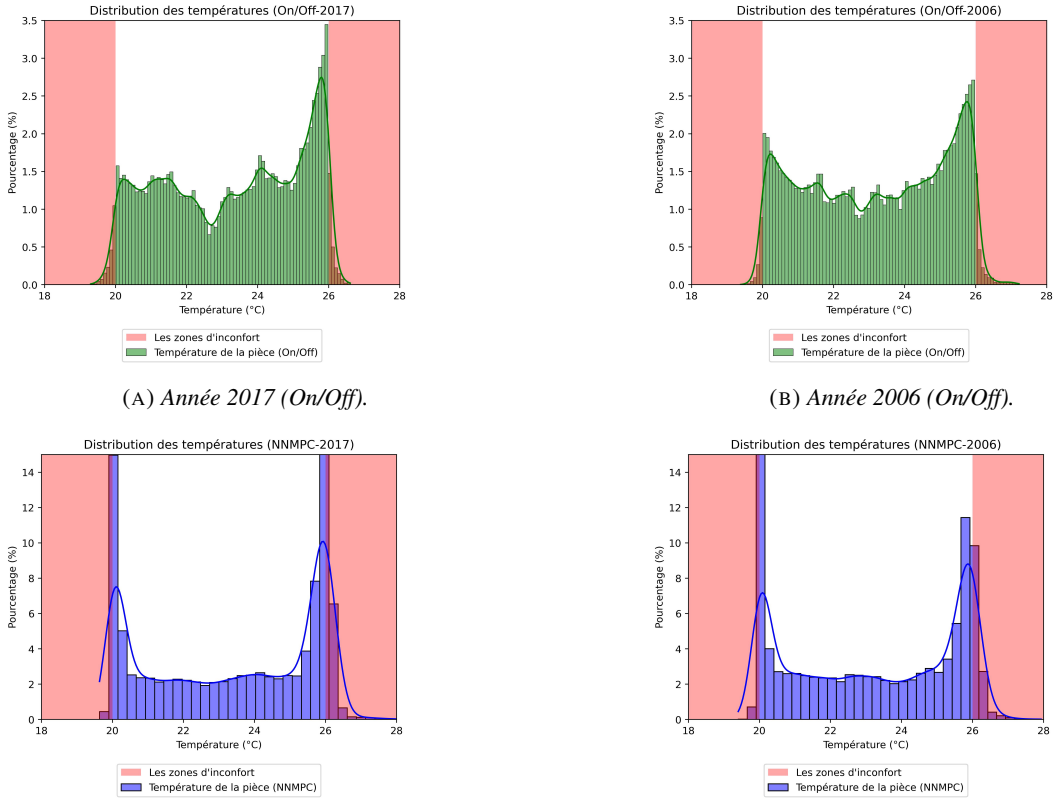


FIGURE 4.15 – *Besoins énergétiques globaux, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*

seuils critiques, ce qui démontre une régulation thermique efficace et acceptable dans le cadre du compromis confort/efficacité énergétique.



(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

(C) *Année 2017 (NNMPC).*

(D) *Année 2006 (NNMPC).*

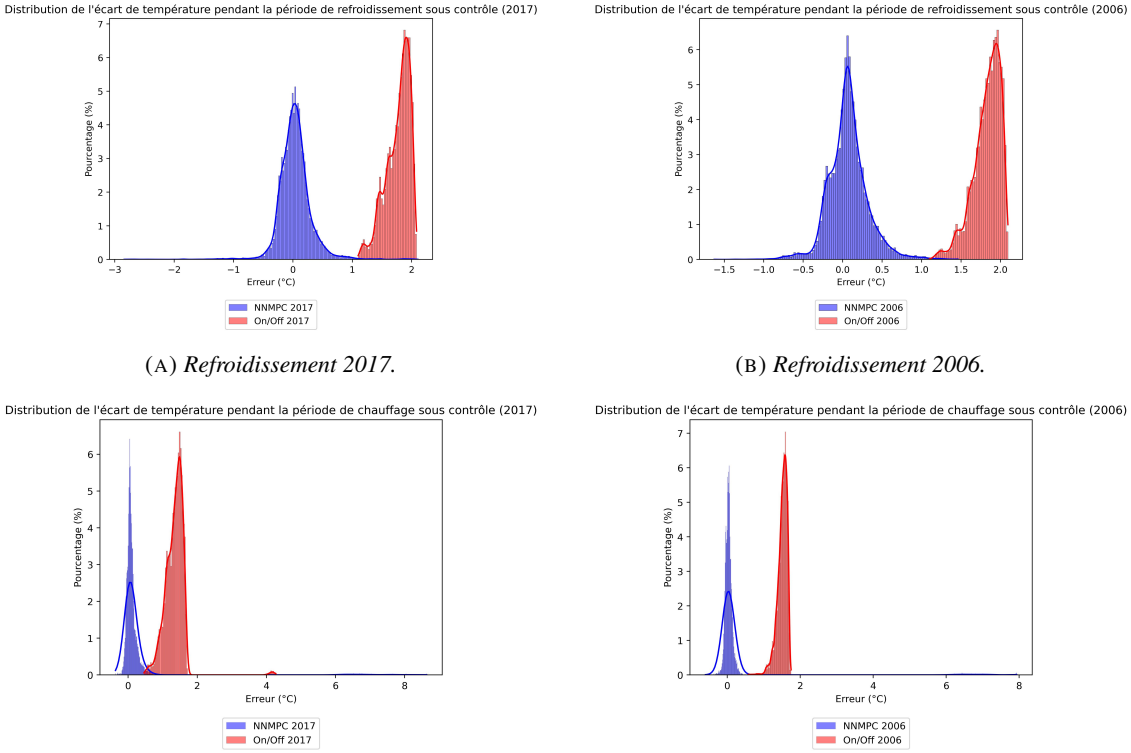
FIGURE 4.16 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

La figure 4.17 illustre la distribution des écarts de la loi de commande tout ou rien et de la NNMPC pour les années 2006 et 2007. Le calcul de l'écart est basé sur l'équation 4.12. Dans ce contexte, la partie négative de la distribution des écarts signifie que les cas se situent en dehors de la zone de confort définie. Plus précisément, pendant la saison de chauffage, les valeurs négatives indiquent des écarts inférieurs au point de consigne de 20°C, ce qui indique des situations où la température ambiante est inférieure au niveau souhaité. Inversement, pendant la saison de refroidissement, les valeurs négatives indiquent des écarts supérieurs au point de consigne de 26°C, reflétant des cas où la température dépasse le seuil souhaité. Ainsi, les valeurs négatives dans la distribution des écarts correspondent directement à l'inconfort, qui se manifeste par des sensations de froid en hiver et de chaleur en été. L'écart peut être calculé à l'aide de l'équation suivante :

$$\text{deviation}(i) = \begin{cases} 20 - \text{temperature}(i), & \text{si setpoint}(i) = 20 \text{ et contrôle actif} \\ \text{temperature}(i) - 26, & \text{si setpoint}(i) = 26 \text{ et contrôle actif} \\ \text{NaN}, & \text{sinon} \end{cases} \tag{4.12}$$

Ici, i représente l'indice de l'écart. Cette équation définit le calcul de l'écart en fonction des conditions spécifiées pour les points de consigne de température et l'état de la commande. La figure 4.17 montre que la méthode NNMPC limite la température ambiante à $\pm$ 0,5°C du point de consigne pour le chauffage et le refroidissement dans 93% à 98% des cas. En revanche, la méthode marche/arrêt dépasse le point de consigne de 1,5°C à 2,5°C pour le chauffage et chute de 2,5°C à 3,5°C en dessous du point de consigne pour le refroidissement. Ces écarts représentent

des fluctuations importantes de la température ambiante, qui peuvent être source d'inconfort pour les occupants, même s'ils restent dans la zone de confort établie. À l'inverse, la méthode NNMPC maintient une certaine stabilité de la température ambiante autour du point de consigne, que ce soit pour le chauffage ou le refroidissement.



(A) *Refroidissement 2017.* (B) *Refroidissement 2006.*

(C) *Chauffage 2017.* (D) *Chauffage 2006.*

FIGURE 4.17 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*

4.7.2.2 PMV

Le PMV est l'abréviation de Predicted Mean Vote (vote moyen prédit). Il s'agit d'une mesure utilisée dans l'analyse du confort thermique pour prédire comment une personne percevra l'environnement thermique. Le PMV est basé sur un modèle développé par Fanger dans les années 1970 [221, 222] et est largement utilisé dans la conception des bâtiments, les systèmes HVAC et l'évaluation de la qualité de l'environnement intérieur. L'indice PMV quantifie la sensation thermique moyenne prévue d'un grand groupe de personnes exposées à un environnement intérieur spécifique. Il prend en compte différents facteurs tels que la température de l'air, la température radiante, la vitesse de l'air, l'humidité et l'isolation des vêtements. Il fonctionne sur une échelle de sensation thermique à 7 niveaux, allant de -3 à +3, comme le montre la figure 4.18. Un PMV de 0 indique une sensation thermique neutre, tandis que les valeurs proches de +1 représentent des conditions légèrement chaudes, et les valeurs proches de -1 suggèrent des conditions légèrement fraîches. Un PMV de +2 correspond à des conditions chaudes, et -2 à des conditions fraîches. Les sensations thermiques extrêmes, telles que des valeurs PMV de +3 ou de -3, correspondent à des environnements perçus comme chauds ou froids, respectivement. Il est essentiel de comprendre et de maintenir les PMV dans des fourchettes acceptables pour assurer le confort et la productivité des occupants dans les espaces intérieurs. Dans l'évaluation de la qualité de l'environnement intérieur, trois catégories principales sont couramment utilisées pour mesurer le confort des occupants. Dans

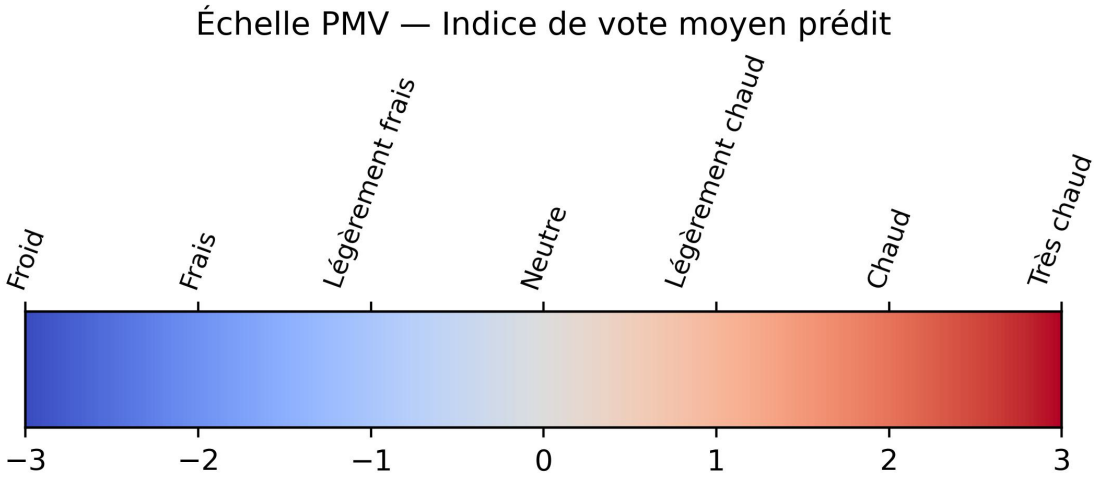
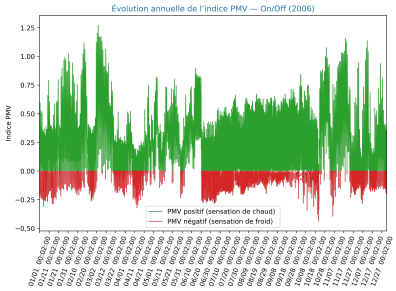


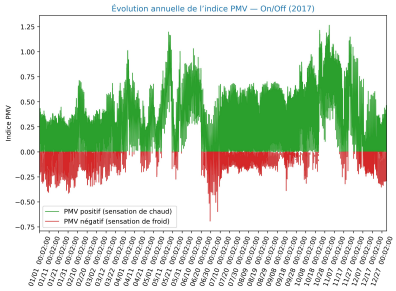
FIGURE 4.18 – *Indice de vote moyen prédit.*

la catégorie I, les environnements sont considérés comme très satisfaisants lorsque le PDD est égal ou inférieur à 10 % et que le PMV se situe entre -0,5 et +0,5. Dans la catégorie II, les niveaux de satisfaction sont modérément satisfaisants, avec un DDP compris entre 10 et 25 %. La PMV est jugée acceptable lorsqu'elle se situe entre -1 et -0,5 ou entre +0,5 et +1. Dans la catégorie III, les environnements sont jugés inacceptables si la DPP dépasse 25 %. Les valeurs de PMV supérieures à -1 ou à +1 sont considérées comme insatisfaisantes dans cette catégorie, [223]. L'isolation des vêtements ou le taux métabolique a une forte influence sur le confort thermique [224]. L'isolation des vêtements spécifie le niveau d'isolation porté par les occupants d'un bâtiment. La résistance thermique des matériaux des vêtements influence directement le confort thermique et la consommation d'énergie dans le bâtiment. Pendant les mois les plus froids, comme de décembre à avril, des valeurs d'isolation plus élevées, allant de 1 à 1,2 clo, sont prescrites. Inversement, pendant les mois plus chauds, comme de juin à octobre, des valeurs d'isolation plus faibles, allant de 0,4 à 0,5 clo, sont recommandées, reflétant les vêtements plus légers portés pendant les températures plus chaudes. Pour les mois de mai et de novembre, des valeurs d'isolation moyennes comprises entre 0,7 et 0,8 clo sont utilisées, avec 1 clo $= 0,155\,\mathrm{m^2\,K\,W^{-1}}$. En ajustant les niveaux d'isolation des vêtements en fonction des variations saisonnières, les occupants bénéficient d'un confort tout au long de l'année, ce qui contribue à créer un environnement intérieur favorable et à améliorer l'efficacité globale du bâtiment. Le gain interne des occupants de l'espace a fluctué tout au long de la journée, totalisant 131,8 W. Cette valeur a été modifiée par un facteur fractionnaire à travers des intervalles de temps distincts. La distribution de ces facteurs délimite l'impact fluctuant des gains internes tout au long de la journée. Depuis le début de la journée jusqu'à 06h00, le facteur de gain interne était de 0,67. Entre 6 heures et 7 heures, le facteur est tombé à 0,45, ce qui indique une réduction des gains internes. De 07h00 à 08h00, le facteur a encore baissé pour atteindre 0,27. De 8 heures à 19 heures, le facteur s'est stabilisé à 0,3, ce qui représente un niveau relativement stable de gains internes pendant les heures de la journée. En soirée, de 19h00 à 21h00, le facteur est passé à 0,21, reflétant une diminution des gains internes. Entre 21 heures et 22 heures, le facteur a légèrement augmenté pour atteindre 0,33, ce qui suggère une légère résurgence des gains internes. Enfin, de 22 heures à minuit, le facteur est revenu à 0,67.

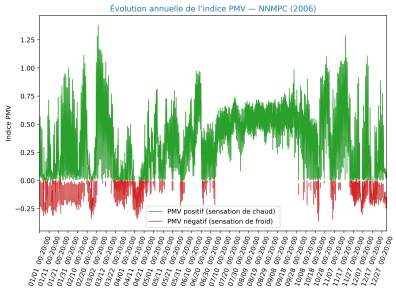
La figure 4.19 et figure 4.20 illustrent la valeur et la distribution du PMV, respectivement, pour la loi de contrôle tout ou rien et la NNMPC pour les années 2006 et 2007.



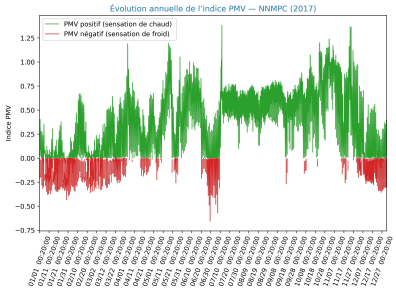
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

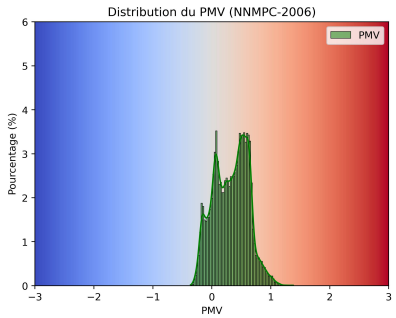


(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

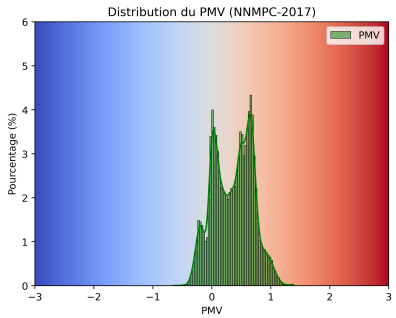


(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

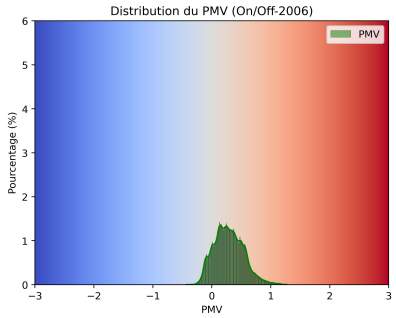
FIGURE 4.19 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



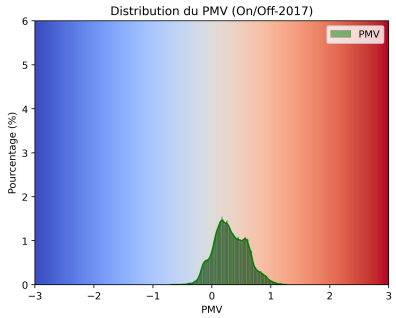
(A) *NNMPC (2006).*



(B) *NNMPC (2017).*



(C) *On/Off (2006).*



(D) *On/Off (2017).*

FIGURE 4.20 – *Distributions de l'indice PMV pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

Le tableau 4.2 illustre la distribution de la PMV pour les années 2006 et 2017, classée par stratégies de contrôle et plates-formes de mise en œuvre. La structure du tableau se compose de quatre lignes représentant différents seuils de PMV (-3,0<PMV<-1,0, -1,0<PMV<-0,5, -0,5<PMV<0,5,

0,5<PMV<1. 0 et 1,0<PMV<3,0) et trois colonnes affichant les pourcentages de distribution dans le cadre des stratégies de contrôle NNMPC et On/Off, mises en œuvre sur les plateformes PYNQ et Desktop.

TABLEAU 4.2 – *Distribution par classes de PMV - NNMPC / On/Off (2006 et 2017)(%)*

		NNMPC (%)	On/Off (%)
2006	-3.0<PMV<-1.0	0.00	0.00
	-1.0<PMV<-0.5	0.00	0.00
	-0.5<PMV<0.5	67.95	79.74
	0.5<PMV<1.0	31.23	19.58
	1.0<PMV<3.0	0.82	0.67
2017	-3.0<PMV<-1.0	0.00	0.00
	-1.0<PMV<-0.5	0.02	0.22
	-0.5<PMV<0.5	60.80	73.38
	0.5<PMV<1.0	37.22	25.87
	1.0<PMV<3.0	1.96	0.72

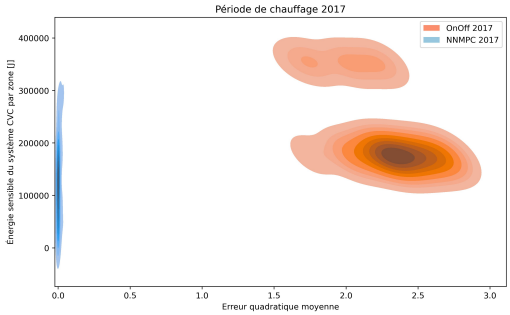
Pour les années 2006 et 2017, le tableau présente la distribution en pourcentage des cas où la PMV tombe dans les intervalles spécifiés pour différentes stratégies de contrôle. Pour l'année 2006, aucun cas n'est enregistré où la PMV tombe en dessous de $-0{,}5$ pour l'ensemble des stratégies de contrôle. Toutefois, pour l'année 2017, seules 0,02 % et 0,22 % des valeurs PMV pour la NNMPC sur PYNQ et le contrôle On/Off, respectivement, tombent en dessous de $-0{,}5$. Inversement, pour les valeurs PMV comprises entre $-0{,}5$ et 0,5, les pourcentages sont particulièrement élevés, s'élevant à 67,95 % et 79,74 % pour la NNMPC sur PYNQ et le contrôle On/Off, respectivement, en 2006. En 2017, les pourcentages restent significatifs, avec des valeurs de 60,80 % et 73,38 % pour les mêmes catégories respectives. En outre, pour les valeurs PMV comprises entre 0,5 et 1,0, les pourcentages en 2006 sont respectivement de 31,23 % et 19,58 %, tandis qu'en 2017, ils s'élèvent à 37,22 % et 25,87 %. Les valeurs PMV supérieures à 1,0 présentent également des différences substantielles, avec des pourcentages allant de 0,82 % à 1,96 % pour les différentes stratégies et plateformes, tant en 2006 qu'en 2017. En ce qui concerne les valeurs PMV maximales et minimales, les données mettent en évidence une variation entre les deux années, avec des valeurs PMV maximales allant de 1,27 à 1,34 et des valeurs PMV minimales allant de $-0{,}36$ à $-0{,}69$ sur l'ensemble des plateformes et des stratégies considérées (voir tableau 4.3).

L'analyse révèle que, dans l'ensemble, les deux techniques de contrôle font converger la valeur du PMV autour du seuil de la catégorie I, où les environnements sont considérés comme très satisfaisants. Cependant, lorsque la valeur PMV dépasse 1, la méthode On/Off est légèrement plus performante que la solution NNMPC pour satisfaire le critère de confort thermique PMV. Il convient de noter que les valeurs optimales de PMV, qui s'approchent de 0, tendent à se produire autour d'une température de 22,5°C. Il est remarquable que cette température soit supérieure au point de consigne du RTCM pour le chauffage et inférieure pour le refroidissement. En outre, la méthode On/Off permet de rapprocher la température de ce point optimal (22,5°C), ce qui met en évidence ses performances supérieures en matière de confort thermique. Cependant, la méthode de contrôle classique nécessite plus d'énergie pour atteindre ses objectifs, comme le montrent les graphiques de l'estimation de la densité du noyau (KDE), figure 4.21. Ces tracés donnent un aperçu des distributions et des relations entre l'EQM et les besoins en énergie sensible pour les stratégies de contrôle NNMPC et Tout ou Rien sur les deux années (2006 et 2017). Nous avons cherché à évaluer l'influence de l'énergie thermique sensible fournie par notre système CVC sur la

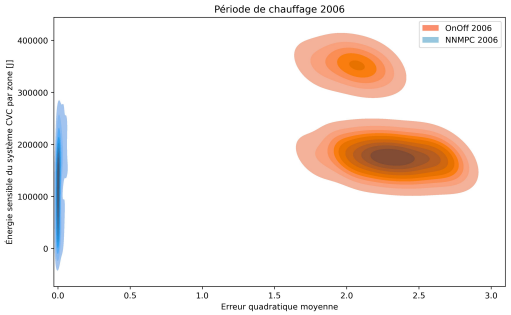
température ambiante. En substance, nous avons cherché à quantifier le changement de température de la pièce suite à la fourniture d'énergie par le système CVC. La méthode de calcul MSE utilisée ici calcule la moyenne des carrés des différences entre la température de la pièce avant et après la fourniture d'énergie par le système HVAC. Cette approche permet de comprendre la variation de température induite par le système HVAC lorsqu'il fournit de l'énergie sous la forme d'un débit massique d'air chaud ou froid selon les besoins. Les résultats confirment que la stratégie de contrôle du NNMPC non seulement réduit considérablement nos besoins en énergie pour le chauffage et la climatisation afin de rester dans la zone de confort, comme le démontrent les résultats de l'étude, mais assure également que la température de la pièce reste étroitement alignée sur le point de consigne, garantissant ainsi un confort thermique constant tout au long du processus de contrôle.

TABLEAU 4.3 – *Plage de PMV par stratégie (min-max) – 2006 et 2017*

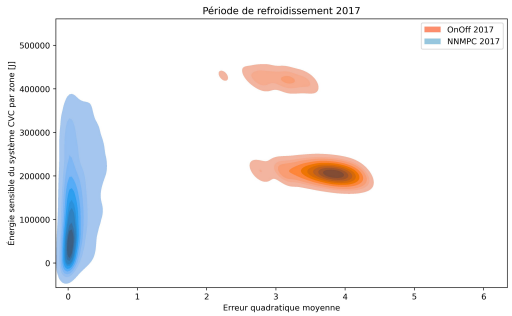
		PMV	
		NNMPC	On/Off
2006	Max	1.38	1.27
	Min	-0.36	-0.44
2017	Max	1.38	1.27
	Min	-0.66	-0.69



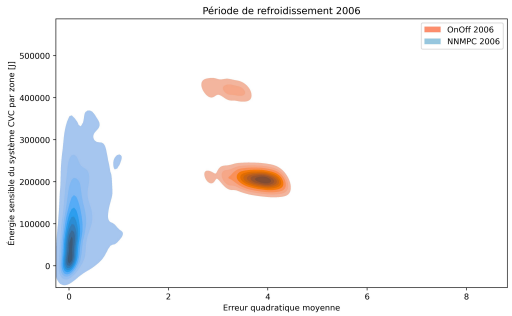
(A) *Saison de chauffage de l'année 2017.*



(B) *Saison de chauffage de l'année 2006.*



(C) *Saison de refroidissement de l'année 2017.*



(D) *Saison de refroidissement de l'année 2006.*

FIGURE 4.21 – *Tracés KDE pour comparer les distributions des variables "MSE" et "Énergie" pour les stratégies de commande NNMPC et On/Off, pour les années 2006 et 2017.*

Les résultats présentés mettent en évidence les gains apportés par la commande prédictive neuronale. Néanmoins, il est nécessaire de les replacer dans le contexte des travaux existants afin d'identifier les apports spécifiques et les limites de la méthode proposée. C'est l'objet de la discussion qui suit.

4.8 Discussion

Les résultats obtenus doivent être replacés dans le contexte des travaux existants. Cette discussion met en lumière les apports, les limites et les perspectives de l'approche proposée. Plusieurs initiatives ont permis de réduire la consommation d'énergie des systèmes CVC tout en assurant le confort thermique des occupants. Ces études utilisent généralement les solutions proposées et les comparent aux techniques de base de commande marche/arrêt. La reproduction de circonstances exactes pour l'analyse comparative est un véritable problème pour les études expérimentales. La limitation provient des difficultés à reproduire les facteurs environnementaux précis qui peuvent influencer la performance thermique d'un bâtiment. En revanche, la simulation pourrait constituer un moyen précieux de surmonter ce problème en permettant aux chercheurs de recréer et de contrôler diverses conditions. Dans les travaux menés par [62], les chercheurs, en se basant sur des concepts de transfert de chaleur similaires à ceux des systèmes électriques, ont créé des systèmes d'ordre réduit en utilisant une technique de réponse en fréquence. Les résultats ont montré que l'utilisation d'un contrôleur PI pour réguler efficacement la température pourrait permettre d'économiser environ 8 % d'énergie par rapport à un contrôle marche/arrêt standard, tout en préservant le confort intérieur. EPMPC a été développé dans [225] et a réalisé des réductions substantielles de la consommation d'énergie au cours d'une simulation d'une semaine, avec une réduction de l'énergie de chauffage de 28,9% et de l'énergie de refroidissement de 2,7%. Contrairement aux systèmes de contrôle traditionnels basés sur des règles, ces améliorations ont été obtenues sans sacrifier le confort thermique des occupants. L'étude suivante, réalisée par [226], visait à améliorer les performances énergétiques d'un bâtiment situé à Benevento, en Italie. Pour réguler le système de chauffage du NZEB, ils ont utilisé un cadre basé sur la simulation et l'optimisation qui intégrait des ANN et des modèles ML dans le MPC. Ce cadre utilise les prévisions météorologiques pour déterminer les températures de consigne idéales, minimisant ainsi les dépenses d'énergie de chauffage et l'inconfort. En tenant compte des pénalités de confort, ils ont produit le front de Pareto et choisi la meilleure option. Par rapport à une commande à point de consigne fixe, les expériences menées au cours d'une journée de chauffage typique ont montré des réductions considérables de la consommation d'énergie quotidienne, de l'ordre de 26 %. L'automatisation des bâtiments était l'objectif principal de l'étude réalisée par [97], qui a évalué l'efficacité d'un système MPC doté d'un contrôle adaptatif basé sur le ML. Cette stratégie a été utilisée dans les deux zones, le bureau et le théâtre, et a permis de réaliser d'énormes économies d'énergie. Par rapport à l'approche de contrôle initiale, ils ont obtenu une diminution de 58,5 % de la consommation d'énergie de refroidissement dans le bureau et une diminution de 36,7 % de la consommation d'énergie de climatisation dans l'amphithéâtre. La mise en œuvre de réseaux neuronaux à fonction de base radiale, telle que proposée par [227], est une stratégie efficace pour atteindre à la fois le confort thermique et les économies d'énergie dans les bâtiments publics. L'approche optimise une fonction de coût destinée à réduire la consommation d'énergie tout en préservant les niveaux de confort requis, et elle utilise l'indice PMV pour évaluer le confort thermique. Cette approche comprend trois éléments essentiels : la mise en œuvre de réseaux neuronaux à fonction de base radiale pour la prédiction, une fonction de coût minimisant la consommation d'énergie et l'utilisation d'une méthode d'optimisation discrète de type "branch and bound". L'application de cette méthode de modélisation prédictive devrait permettre de réaliser des économies d'énergie substantielles, supérieures à 50 %, avec une fourchette allant de 41 % à 77 %. Dans l'étude menée par [228], un cadre complet a été développé pour améliorer le confort thermique des occupants dans le cadre des opérations de CVC. Ce cadre repose sur plusieurs éléments clés, notamment l'acquisition progressive de profils de confort thermique personnalisés. Une stratégie de contrôle distribué par pièce est incorporée dans le processus, distincte des approches traditionnelles basées sur les zones thermiques, et s'intègre de manière transparente aux systèmes CVC existants. Cette approche innovante a permis de réduire les débits d'air moyens de 39 % sur une base quotidienne, démontrant ainsi son efficacité à fournir et à maintenir des préférences thermiques basées sur les données individuelles de confort thermique des

occupants. L'étude menée par [229] visait à donner la priorité au confort thermique intérieur tout en développant des stratégies de contrôle éco-énergétiques pour les systèmes HVAC dans les bâtiments non-domestiques. Le SMC, le contrôle ON/OFF de base et le MPC basé sur le modèle EnergyPlus ont été les stratégies de contrôle employées et évaluées dans cette étude. Le MPC basé sur le modèle EnergyPlus, qui utilise le modèle espace-état, a surpassé les autres stratégies en termes d'efficacité énergétique. En été, elle a permis de réaliser 11,94 % d'économies d'énergie de plus que le SMC et, par rapport à la commande ON/OFF, elle a consommé 14,67 % d'énergie en moins. En outre, pour un point de consigne de 23°C en hiver, par rapport à la commande ON/OFF, le MPC a consommé 17,20 % d'énergie en moins et 19,89 % d'énergie en moins que le SMC. Les points de consigne basés sur le PMV, calculés à l'aide d'un ANN, se sont avérés efficaces pour réduire la consommation d'énergie de 3,48 % lorsqu'ils sont intégrés dans un contrôleur ON/OFF. Les résultats de la recherche mettent en évidence le potentiel de la MPC basée sur le modèle EnergyPlus en tant que technique de contrôle économe en énergie pour les systèmes de chauffage, de ventilation et de climatisation dans les bâtiments non résidentiels. La stratégie a non seulement surpassé le SMC et la stratégie ON/OFF de base pendant les étés, mais elle a également permis de réaliser des économies d'énergie substantielles pendant les hivers, sans compromettre le confort thermique des occupants. L'objectif principal de la recherche menée par [230] était de prévoir les modèles d'activité des occupants et les conditions météorologiques locales afin de minimiser la consommation d'énergie et de maintenir les points de consigne de la température de la pièce. L'étude a utilisé le NMPC comme stratégie clé, montrant d'importantes réductions d'énergie mesurées. Pendant la saison de chauffage, la NMPC mise en œuvre a permis une réduction substantielle de 30,1 % de l'énergie mesurée par rapport aux points de consigne de température programmés de manière conventionnelle. De même, pendant la saison de refroidissement, une réduction notable de 17,8 % de la consommation d'énergie a été observée. Ces résultats ont été obtenus grâce à des expériences qui ont duré une semaine pendant la saison de refroidissement et deux mois continus pendant la saison de chauffage. En s'appuyant sur les prévisions de comportement des occupants et les données météorologiques locales, cette approche permet de réduire efficacement la consommation d'énergie. L'objectif de l'étude menée par [231] était de réduire la consommation d'énergie de refroidissement des bâtiments. En utilisant un point de consigne à température constante basé sur la méthode d'occupation, la technique proposée permet une réduction notable de 59 % de la consommation d'énergie. Cela montre l'efficacité de l'intégration des informations relatives à l'occupation dans la stratégie de contrôle pour réaliser des économies d'énergie substantielles dans les systèmes de refroidissement des bâtiments. Dans l'étude menée par [232], le contrôleur adaptatif a permis d'obtenir des résultats notables en matière d'efficacité énergétique, avec une diminution de 12,5 % de l'énergie utilisée pour le chauffage et une réduction de 15,3 % en été. L'étude envisageait des systèmes décentralisés que les habitants contrôleraient en fonction des changements climatiques et de leurs préférences personnelles. En fait, les consommateurs seraient responsables de ces systèmes plutôt que de les gérer automatiquement. Le niveau global de confort et la consommation d'énergie ont été influencés différemment par cette stratégie décentralisée. La température cible du système CVC peut être modifiée par le contrôleur adaptatif du bâtiment en fonction de la sensation thermique et des niveaux de confort d'une personne simulée. L'étude réalisée par [64] s'est concentrée sur la réalisation d'économies d'énergie et la réduction des émissions des bâtiments grâce à un algorithme de programmation dynamique. L'algorithme de programmation dynamique a permis une réduction impressionnante de 35,1 % de la consommation d'énergie et des émissions par rapport au scénario de référence, avec une température ambiante fixée à 20°C. Cela indique que l'algorithme de contrôle proposé a dépassé de manière significative le scénario de base en termes d'efficacité énergétique. Néanmoins, l'algorithme a produit une réduction encore plus spectaculaire de la consommation d'énergie, atteignant 47,49 %, en imposant un sacrifice au niveau du confort (1 à 2 °C en dessous de la température agréable 37 % du temps). L'étude menée par [78] a proposé une méthode d'apprentissage par renforcement profond multi-agents, MA-CWSC. L'objectif principal de cette méthode était d'améliorer l'efficacité énergétique du

système de refroidissement de l'eau. Les résultats expérimentaux ont démontré l'efficacité de la méthode MA-CWSC, et les économies d'énergie réalisées par la méthode proposée représentent une amélioration de 11,1 % par rapport à la méthode initiale. Les économies d'énergie réalisées par la méthode proposée sont nettement supérieures à celles réalisées par l'approche de contrôle basée sur des règles. Fait remarquable, la méthode MA-CWSC a permis de réaliser des économies d'énergie proches de celles d'une méthode de contrôle basée sur un modèle, avec seulement une différence marginale de 0,5 %.

Étude	Objectifs	Méthodes	Résultats
Bastida et al. [62]	Régulation de la température.	Contrôleur PI.	8% d'économies d'énergie pour le chauffage.
Zhao et al. [225]	Amélioration de la consommation d'énergie et maintien du confort thermique.	EnergyPlus MPC	Réductions substantielles de la consommation d'énergie (28,9% pour le chauffage, 2,7% pour le refroidissement).
Aruta et al. [226]	Améliorer l'efficacité énergétique. Réduire les coûts de chauffage en fonction des prévisions météorologiques.	MPC avec ANN et ML	Des économies d'énergie significatives de 26% par jour pour le chauffage.
Yang et al. [97]	Mettre l'accent sur l'automatisation des bâtiments.	MPC avec système adaptatif basé sur ML.	Des économies substantielles d'énergie de refroidissement (58,5% dans le bureau, 36,7% dans l'amphithéâtre).
Ferreira et al. [99]	Mise en œuvre de réseaux neuronaux à fonction de base radiale pour le confort thermique et les économies d'énergie.	Réseaux neuronaux à base radiale.	Économies d'énergie estimées à plus de 50%.
Jazizadeh et al. [228]	Développer un cadre global pour améliorer le confort thermique des occupants en utilisant une approche de détection participative.	Modèle prédictif flou.	Réduction de 39% des débits d'air moyens journaliers.

Suite sur la page suivante

Tableau 4.4 – Suite des données

Étude	Objectifs	Méthodes	Résultats
Naseem et al. [229]	Comparez EnergyPlus MPC, la stratégie de base ON/OFF et SMC.	EnergyPlus MPC, contrôle par mode glissant.	En été, le MPC a consommé 14,67% d'énergie en moins qu'un contrôleur de système ON/OFF de base et a économisé 11,94% d'énergie en plus que le SMC. En hiver, le MPC a consommé 19,89% d'énergie en moins que le SMC et 17,20% d'énergie en moins que le contrôleur ON/OFF.
Dong et al. [230]	Réduire la consommation d'énergie.	NMPC.	Réductions d'énergie mesurées (30,1% pour le chauffage, 17,8% pour le refroidissement).
Mohamed Alqadi et al. [231]	Réduire la consommation d'énergie de refroidissement.	Stratégie basée sur l'occupation.	Réduction notable de 59% de la consommation d'énergie.
Boudier et al. [232]	Réduction de la consommation d'énergie.	Contrôleur adaptatif.	Réduction de la consommation d'énergie (12,5% en hiver, 15,3% en été).
Qin et al. [64]	Réaliser des économies d'énergie dans les bâtiments.	Programmation dynamique.	Réduction de 35,1% de la consommation d'énergie et des émissions.
Fu et al. [78]	Optimiser le système de refroidissement de l'eau du bâtiment.	Apprentissage par renforcement profond multi-agents.	Amélioration de 11,1% par rapport au contrôle basé sur des règles.
Suite sur la page suivante			

Tableau 4.4 – Suite des données

Étude	Objectifs	Méthodes	Résultats
Agouzoul et al. [233]	Amélioration de la consommation d'énergie avec maintien du confort thermique. Optimiser le système de refroidissement et de chauffage du bâtiment. Réduire la consommation d'énergie.	NNMPC.	Année 2006, réduction annuelle de la consommation d'énergie de chauffage de 40,8% et de 37,8% pour la consommation d'énergie de refroidissement, par rapport aux techniques conventionnelles de contrôle tout ou rien. Année 2017, une réduction annuelle de la consommation d'énergie de refroidissement de 28,8% et de 25,6% pour les besoins en énergie de chauffage, par rapport aux techniques conventionnelles de contrôle tout ou rien.

4.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé et évalué une stratégie de commande prédictive neuronale appliquée aux systèmes CVC. L'approche repose sur un modèle neuronal dérivé de simulations thermiques dynamiques, intégré dans un schéma MPC et implémenté sur une plateforme embarquée PYNQ-Z2. Les résultats de simulation ont mis en évidence des gains énergétiques substantiels, allant de 25 à 40% selon les scénarios, tout en maintenant des conditions de confort thermique conformes aux exigences réglementaires.

Comparée à une régulation classique de type marche/arrêt, la commande prédictive neuronale a démontré une meilleure capacité d'anticipation, en limitant les fluctuations de température et en optimisant l'usage des ressources énergétiques. Néanmoins, certaines limites subsistent, notamment la sensibilité aux conditions d'entraînement du modèle et aux scénarios climatiques extrêmes. Ces résultats confirment néanmoins la pertinence de l'intégration de techniques d'intelligence artificielle dans les stratégies de pilotage énergétique des bâtiments intelligents.

Cette contribution constitue une étape clé dans la démarche globale de gestion énergétique du bâtiment : elle a permis de valider la faisabilité de l'implémentation embarquée d'une commande prédictive neuronale et d'en quantifier les bénéfices. Dans le chapitre suivant, nous élargirons cette perspective en intégrant les sous-systèmes de production et de stockage, afin d'optimiser les flux énergétiques globaux du bâtiment.

5

Contrôle hybride et optimisation des flux énergétiques

Ce chapitre présente une stratégie de contrôle hybride pour un micro-réseau résidentiel combinant photovoltaïque, éolien, batterie et groupe électrogène dans un contexte de réseau public instable. Deux couches coopèrent : une commande séquentielle robuste (PLC/Grafcet) pour le temps réel et une commande par optimisation (MATLAB/Simulink) pour répartir les flux énergétiques. Couplées via OPC, elles pilotent sources, stockage et charges avec délestage priorisé, maintien des cycles et replanification. Les simulations été/hiver illustrent les gains en continuité de service, confort et valorisation des énergies altérnatives.

Sommaire

5.1 Introduction 141
5.2 Scénarios de simulation et stratégies de commande 141
5.3 Stratégies de commande : logique séquentielle et optimisation 147
5.3.1 Commande logique séquentielle : Grafcet sous PLC 147
5.3.2 Stratégie d'optimisation énergétique 160
5.3.3 Améliorations de l'algorithme d'optimisation ILP 164
5.3.4 Résultats de simulation et robustesse du système 166
5.3.5 Indicateur de performance : Taux de satisfaction global (TSG) 169
5.4 Discussion et Perspectives 170
5.5 Conclusion 171

5.1 Introduction

Après la caractérisation des besoins thermiques présentés au chapitre précédent, ce chapitre étend l'analyse au volet électrique et formalise la gestion coordonnée des sources, du stockage et des charges dans un micro-réseau résidentiel. Le système étudié intègre plusieurs sources de production, notamment des panneaux photovoltaïques, une turbine éolienne et un groupe électrogène, ainsi qu'un système de stockage par batterie. Ces ressources doivent alimenter différentes catégories de charges électriques, qui seront détaillées dans la section suivante.

Le réseau est également interconnecté au réseau électrique national, permettant :

- l'injection du surplus d'énergie renouvelable lorsque la production excède la demande locale ;
- le soutien par le réseau principal en cas de déficit énergétique local.

Cependant, le contexte visé dans ce travail concerne principalement les pays en développement ou sous-développés, où le réseau national est souvent instable, voire absent pendant certaines périodes. Ce contexte impose alors de considérer le micro-réseau comme un système isolé, capable de fonctionner de manière autonome.

Dans ce cadre, l'architecture de contrôle adoptée repose sur une approche *hybride*, combinant :

- un **contrôle local à base de PLC** (*Programmable Logic Controller*), implémenté et simulé sous `ISaGRAF`, destiné à assurer en temps réel les fonctions critiques telles que le **délestage en cas de sous-approvisionnement**, présenté en détail dans la figure 5.3.1 ;
- un **contrôle central basé sur l'optimisation**, modélisé sous `MATLAB/Simulink`, destiné à gérer dynamiquement les flux énergétiques afin d'optimiser le confort des occupants et l'exploitation du système (sous-section 5.3.2).

Cette combinaison vise à garantir la résilience du micro-réseau face aux défaillances du réseau national, tout en optimisant l'utilisation des ressources locales. Les problèmes spécifiques rencontrés dans ce cadre seront analysés en détail dans la sous-section 5.3.2, avec les solutions proposées.

La suite du chapitre présente l'environnement de simulation et les scénarios retenus, détaille la logique séquentielle (figure 5.3.1) puis l'optimisation et ses améliorations, avant de discuter les résultats et l'indicateur de performance retenu.

5.2 Scénarios de simulation et stratégies de commande

Cette section vise à présenter l'environnement de simulation mis en place pour valider les performances énergétiques du micro-réseau intelligent proposé. À partir des besoins thermiques établis dans le chapitre précédent, nous élargissons ici l'analyse au volet électrique, afin de prendre en compte l'ensemble des charges alimentées par les différentes sources d'énergie disponibles.

Les charges électriques considérées dans cette étude sont représentatives des consommations typiques d'un bâtiment résidentiel moderne, avec une part importante dédiée aux équipements CVC. Tandis que les besoins thermiques ont été préalablement définis à partir d'une simulation thermique dynamique, cette section s'appuie également sur les exigences du **(RTCM)** pour quantifier les performances énergétiques minimales imposées aux systèmes CVC. Ce dernier spécifie des seuils minimaux pour les coefficients de performance saisonniers en mode chauffage (COP) et en mode refroidissement (EER), selon la technologie utilisée (split, monobloc, condensation à air ou à eau).

- **COP (Coefficient of Performance)** : utilisé pour les appareils de **chauffage**, le COP représente le rapport entre la puissance thermique utile fournie ($P_{\text{chauffage}}$) et la puissance électrique

consommée ($P_{\text{élec}}$). Il s'exprime comme suit :

$$COP = \frac{P_{\text{chauffage}}}{P_{\text{élec}}} \tag{5.1}$$

- **EER (Energy Efficiency Ratio)** : utilisé pour les systèmes de **refroidissement**, l'EER exprime le rapport entre la puissance frigorifique utile (P_{froid}) et la puissance électrique consommée. Il est défini par :

$$EER = \frac{P_{\text{froid}}}{P_{\text{élec}}} \tag{5.2}$$

Plus ces coefficients sont élevés, plus l'équipement est performant. Par exemple, un système avec un COP de 3 consomme 1 kW d'électricité pour produire 3 kW de chaleur. Ces valeurs dépendent fortement des conditions extérieures (température ambiante, humidité) et du type de technologie utilisée. Les performances énergétiques minimales recommandées pour les équipements CVC sont les suivantes :

- Pour les climatiseurs à condensation par air :
  - Refroidissement : $EER > 2{,}6$
  - Chauffage : $COP > 3{,}0$
- Pour les climatiseurs à condensation par eau :
  - Refroidissement : $EER > 3{,}8$
  - Chauffage : $COP > 3{,}0$

Ces seuils réglementaires ont été intégrés dans la modélisation afin d'assurer la conformité des équipements simulés avec les normes locales. Ils permettent également de déterminer la puissance électrique nécessaire à partir des charges thermiques estimées, et donc de dimensionner plus précisément les besoins énergétiques globaux du bâtiment.

Ces contraintes réglementaires garantissent un dimensionnement réaliste et conforme aux normes locales, tout en influençant directement le dimensionnement des sources d'alimentation et la stratégie de commande énergétique. À ce titre, les équipements sélectionnés dans la simulation sont modélisés selon leurs caractéristiques énergétiques et intègrent notamment les rendements associés aux convertisseurs (DC/DC, AC/DC, DC/AC) et aux dispositifs de stockage.

L'objectif de cette simulation est d'évaluer les performances globales du système (confort utilisateur et exploitation maximal des énergies renouvelables), dans différents scénarios de disponibilité énergétique et de charge. Le tableau 5.1 présente les hypothèses d'occupation et les gains internes associés, utilisés pour définir les profils de charge électrique.

L'environnement de simulation a été élaboré de manière à refléter fidèlement le comportement énergétique d'un bâtiment résidentiel intelligent, en tenant compte à la fois des profils de consommation électrique et des stratégies de commande associées. Les charges internes ont été réparties par niveau et par pièce, en distinguant les différents types d'équipements utilisés (éclairage, électroménagers, équipements informatiques, HVAC, etc.). Le tableau 5.1 présente ainsi les puissances typiques et les temps d'utilisation journaliers associés à chaque équipement. Cette granularité permet de générer des profils de charge réalistes, indispensables à l'évaluation précise des performances du micro-réseau.

Afin d'implémenter une logique de gestion énergétique efficace, chaque charge a également été caractérisée selon trois critères principaux : son type (essentiel, non essentiel ou HVAC), sa priorité dans le processus de délestage, et les contraintes temporelles d'allumage (temps minimal et maximal de fonctionnement). Ces paramètres sont synthétisés dans le tableau 5.2, et servent de base à la stratégie de délestage implémentée dans le contrôleur logique programmable (PLC). Les équipements essentiels bénéficient d'une priorité élevée (100), garantissant leur alimentation en toutes circonstances, tandis que les charges non essentielles peuvent être désactivées temporairement en cas de déficit énergétique.

TABLEAU 5.1 – *Gains internes par niveau et équipement*

Niveau	**Désignation**	**Équipement**	**Puissance**	**Usage (h/j)**
	CAGE	Éclairage	1 W/m^2	4
	RDC	Éclairage	1 W/m^2	4
	SS	Éclairage	1 W/m^2	4
1er étage	Cuisine_1	Réfrigérateur	80–150 W	12
		Four électrique	1500–3000 W	2
		Lave-linge	500–2000 W	2
		Éclairage	2–5 W/m^2	4
	WC_C3_2	Éclairage	1–2 W/m^2	4
	SDB_C3_3	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	SDB_C1_4	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	Dressing_C1_5	Éclairage	1 W/m^2	3
	Chambre_1_6	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	Chambre_2_8	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	WC_C2_9	Éclairage	1–2 W/m^2	4
	SDB_C2_10	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	Salon_2_11	TV LED	30–200 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–3 W/m^2	3
	Chambre_3_12	Ordinateur portable	20–100 W	3
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	Salon_1_hall_13	HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–3 W/m^2	3
2e étage	Cuisine_14	Réfrigérateur	80–150 W	12

Niveau	Désignation	Équipement	Puissance	Usage (h/j)
		Four électrique	1500–3000 W	2
		Lave-linge	500–2000 W	2
		Éclairage	2–5 W/m^2	4
	WC_C3_15	Éclairage	1–2 W/m^2	4
	SDB_C3_16	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	SDB_C1_17	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	Dressing_C1_18	Éclairage	1 W/m^2	3
	Chambre_1_19	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	Chambre_2_21	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	WC_C2_22	Éclairage	1–2 W/m^2	4
	SDB_C2_23	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	Salon_2_24	TV LED	30–200 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–3 W/m^2	3
	Chambre_3_25	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
3e droite	Cuisine_27	Réfrigérateur	80–150 W	12
		Four électrique	1500–3000 W	2
		Lave-linge	500–2000 W	2
		Éclairage	2–5 W/m^2	4
	WC_28	Éclairage	1–2 W/m^2	4
	SDB_29	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	Chambre_2_31	Ordinateur portable	20–100 W	3

Niveau	Désignation	Équipement	Puissance	Usage (h/j)
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	Chambre_1_32	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	Salon_1_hall_33	TV LED	30–200 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–3 W/m^2	3
3e gauche	Chambre_2_35	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	SDB_36	Éclairage	2–3 W/m^2	4
	Chambre_1_37	Ordinateur portable	20–100 W	3
		HVAC	Variable	8
		Éclairage	1–2 W/m^2	4
	Cuisine_38	Réfrigérateur	80–150 W	12
		Four électrique	1500–3000 W	2
		Lave-linge	500–2000 W	2
		Éclairage	2–5 W/m^2	4
	Salon_1_hall_39	TV LED	30–200 W	3
		HVAC	Variable	8

Côté production, le micro-réseau comprend :

- **Générateur photovoltaïque (PV)** : un champ solaire d'une puissance crête totale de 3500 Wc, constitué de 14 modules photovoltaïques de 250 Wc chacun, connectés en série et parallèle pour optimiser la tension et le courant de sortie. Le profil de production est ajusté dynamiquement en fonction des conditions d'irradiation.
- **Éolienne domestique** : une micro-éolienne résidentielle d'une puissance nominale de 3200 Wc. Elle permet d'assurer une production complémentaire au solaire, notamment en période nocturne ou hivernale.

TABLEAU 5.2 – *Types, priorités et durées d'utilisation des équipements*

Équipement	Type	Priorité	MinOnTime (min)	MaxOnTime (min)
Éclairage	Essentiel	100	5	240
Réfrigérateur	Essentiel	100	5	15
Four électrique	NonEssentiel	30	10	120
Lave-linge	NonEssentiel	30	30	120
TV LED	NonEssentiel	30	1	180
Ordinateur portable	Essentiel	100	5	180
HVAC	CVC	60	10	10

- **Batterie de stockage** : un ensemble de 10 batteries lithium-fer-phosphate ($LiFePO_4$) *EEL Battery 12,8 V / 300 Ah*, connectées en série. Chaque batterie fournit 3840 Wh, soit un total de 38 400 Wh (38.4 kWh) pour l'ensemble du parc. Avec une profondeur de décharge importante, elle permet une alimentation continue pendant 10 à 11 heures pour une charge modérée (3840 Wh).
- **Générateur diesel** : un groupe électrogène d'appoint capable de délivrer une puissance de 3500 W, prévu pour fonctionner jusqu'à 8 heures par Cycle en cas de déficit énergétique critique. Sa consommation est de 13 litres de diesel par cycle.

Les modèles PV et éolien sont simulés sous `MATLAB/Simulink`, avec des données climatiques locales injectées (irradiation, vent, température). Les profils de puissance ainsi obtenus sont intégrés dans le modèle `Simulink` dédié à la gestion des flux énergétiques. Ces données servent de base à la simulation du comportement global du micro-réseau et à l'optimisation des stratégies de commande, notamment en ce qui concerne l'affectation dynamique des sources, le stockage, et le délestage intelligent des charges.

La batterie est modélisée par son *STATE of Charge* (SoC), défini par :

$$\mathrm{SoC}(t) = \mathrm{SoC}(t_0) - \frac{1}{C_{\mathrm{nom}}} \int_{t_0}^{t} \eta \cdot I_{\mathrm{batt}}(\tau)\, d\tau \tag{5.3}$$

où le courant est donné par :

$$I_{\mathrm{batt}}(t) = \frac{P_{\mathrm{batt}}(t)}{V_{\mathrm{batt}}} \tag{5.4}$$

avec des rendements de charge $\eta_{\mathrm{charge}} = 0.95$ et de décharge $\eta_{\mathrm{décharge}} = 0.9$. Ce modèle assure un suivi précis du SoC, en fonction du surplus ou déficit de production.

Les données de production (PV, éolien) et de consommation (charges électriques) générées sous `Simulink` sont transmises en temps réel au contrôleur logique programmable (PLC) via le protocole `OPC` (figure 5.1). Ce lien de communication assure une interaction bidirectionnelle entre la simulation énergétique et l'automate, permettant une exécution conjointe des algorithmes de gestion.

Il est important de noter que la modélisation de la batterie et du générateur diesel est entièrement réalisée dans l'environnement `ISaGRAF`. Cette répartition vise à alléger la charge de calcul de `Simulink`, tout en tirant parti des performances temps réel du PLC. Cependant, une contrainte majeure est apparue lors de l'intégration : la vitesse d'exécution des calculs sous `ISaGRAF` est significativement plus rapide que celle de `Simulink`. Si aucune synchronisation n'est appliquée, cela entraîne un déséquilibre temporel : le contrôleur exécute plusieurs cycles de calcul pendant qu'une seule itération de `Simulink` s'effectue, provoquant ainsi une mise à jour incohérente de

l'état de charge (SoC) de la batterie ou du niveau de carburant du générateur (par exemple, une chute de SoC ou du réservoir beaucoup trop rapide par rapport à la réalité physique).

Pour résoudre ce problème, une variable de synchronisation, nommée `step`, a été introduite dans le modèle `Simulink`. Celle-ci est mise à jour toutes les 0,1 secondes de simulation (correspondant à une minute en données simulées), et transmise au PLC via OPC. L'exécution des algorithmes de gestion dans `ISaGRAF` est alors conditionnée par le changement de cette variable, assurant ainsi une cohérence temporelle parfaite entre les deux environnements. Grâce à ce mécanisme, le modèle hybride peut fonctionner de manière stable et fiable, tout en garantissant l'intégrité physique des calculs liés à la batterie et au générateur.

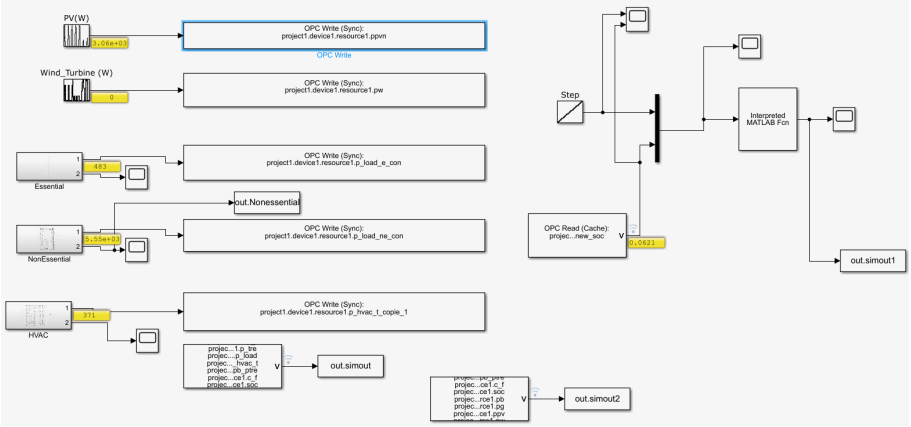


FIGURE 5.1 – *Modèle Simulink de communication OPC pour le suivi et la commande des charges énergétiques.*

5.3 Stratégies de commande : logique séquentielle et optimisation

Cette section présente les deux approches complémentaires utilisées pour piloter le micro-réseau énergétique : une commande logique séquentielle implémentée dans un automate programmable industriel via des graphes Grafcet, et une commande par optimisation sous `MATLAB/Simulink`.

La première stratégie repose sur une logique événementielle structurée, permettant une gestion hiérarchisée et réactive des charges et sources selon leur disponibilité. Elle est particulièrement adaptée aux environnements industriels temps réel où la robustesse et la rapidité de décision sont primordiales.

La seconde stratégie, plus globale et anticipative, vise à optimiser la répartition des flux énergétiques en fonction des prévisions de production et de consommation, tout en respectant les contraintes physiques et économiques du système. Elle s'appuie sur les profils de charge et de production issus des simulations précédentes.

Les deux approches sont couplées à travers des échanges de données via la communication OPC, permettant une coordination efficace entre logique déterministe et optimisation numérique.

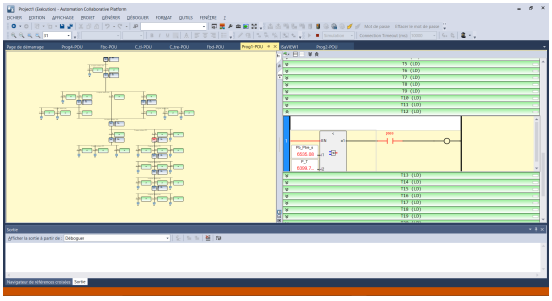
5.3.1 Commande logique séquentielle : Grafcet sous PLC

Avant de détailler les étapes de la stratégie de commande séquentielle, cette section présente brièvement l'environnement de programmation utilisé pour le développement et la supervision des algorithmes de gestion énergétique. La logique de commande est structurée à l'aide d'un *Grafcet*, qui permet de représenter visuellement les différentes étapes de fonctionnement du système et les conditions de transition entre elles. Ce modèle séquentiel facilite la compréhension globale des

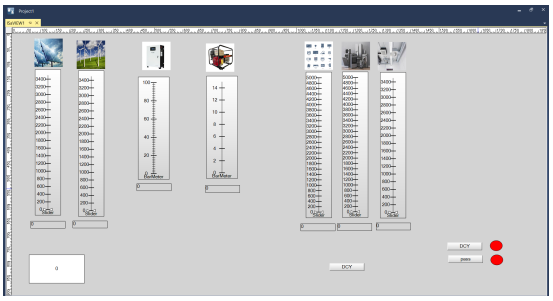
mécanismes de gestion énergétique (priorisation des sources, délestage, activation du générateur, etc.). L'implémentation pratique de ces étapes est réalisée en langage Ladder (LD) au sein de l'API. À chaque étape du Grafcet correspond un réseau Ladder qui exécute les actions associées : activation ou coupure de charges, lecture de capteurs, calculs intermédiaires ou commandes vers les blocs OPC. Cette approche combine la lisibilité du Grafcet avec la robustesse du langage Ladder, assurant une exécution fiable de la logique de commande dans l'environnement ISaGRAF.

La figure 5.2a montre l'interface de programmation d'un automate programmable industriel, typiquement utilisée pour la logique de commande binaire. Ce type de logique est particulièrement adapté aux systèmes nécessitant des réactions rapides, robustes et répétitives, comme la mise en marche de générateurs ou l'activation de charges critiques. Parallèlement, la figure 5.2b illustre une interface de supervision développée sous ISaGRAF. Cette interface graphique permet un suivi en temps réel des différents flux énergétiques du micro-réseau. Les jauges verticales représentent les puissances instantanées des sources renouvelables (PV et éolienne), le niveau de charge de la batterie (SoC), le niveau du réservoir du générateur diesel ainsi que les puissances absorbées par les différentes catégories de charges : essentielles, non-essentielles et CVC. Chaque jauge est accompagnée d'un champ numérique permettant la lecture ou la saisie directe des valeurs, facilitant le diagnostic et l'ajustement du système. Des indicateurs lumineux permettent également de visualiser l'état des actionneurs ou des sélecteurs logiques en temps réel. L'ensemble constitue un tableau de bord intuitif et interactif.

Enfin, la figure 5.3 décrit la logique de séquencement mise en øeuvre dans le PLC. Ce diagramme structuré spécifie les différentes étapes de prise de décision selon l'état de disponibilité des sources, le niveau de charge des batteries, et la demande énergétique du bâtiment. Chaque transition du Grafcet repose sur des conditions mesurées en temps réel et permet de piloter le délestage progressif, la recharge des batteries ou l'activation du groupe électrogène selon une logique prioritaire prédéfinie. Dans ce qui suit, chaque sous-section décrit en détail les étapes de ce Grafcet, de la détection initiale des ressources disponibles à la mise en øeuvre des stratégies de délestage et de secours.



(A) *Interface pour la logique de commande (projet PLC).*



(B) *Interface ISaGRAF pour la supervision énergétique.*

FIGURE 5.2 – *Interfaces de programmation et de supervision dans l'environnement ISaGRAF.*

5.3.1.1 Étape 1 – Évaluation des sources et des besoins

La première étape consiste à mesurer ou estimer la puissance électrique produite par les sources renouvelables du micro-réseau. Cette évaluation est réalisée dans la fonction `C(TRE)`, où :

- P_{pv} désigne la puissance instantanée générée par les panneaux photovoltaïques,
- P_{w} celle produite par l'éolienne.

En parallèle, la fonction `C(TL)` permet de calculer la demande énergétique du bâtiment en tenant compte des trois catégories de charges :

- S_{Load_e} : sélecteur des charges essentielles (éclairage, réfrigérateur, etc.),

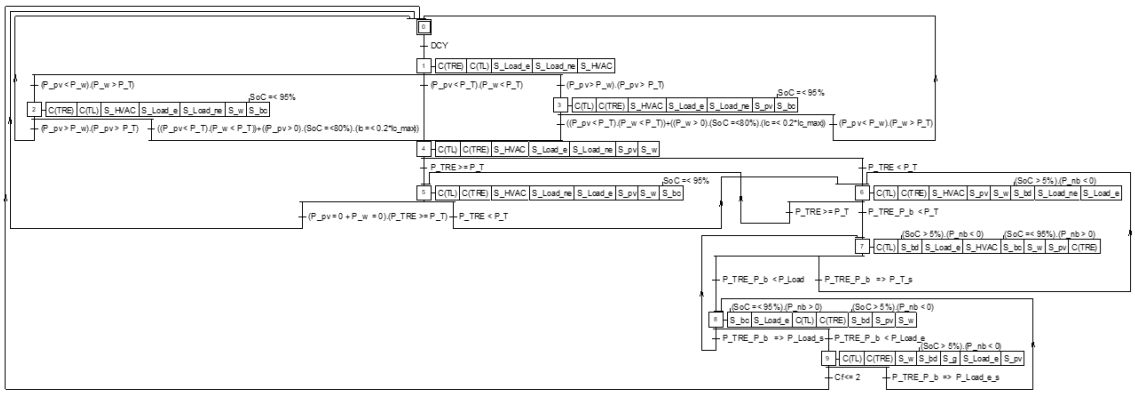


FIGURE 5.3 – *Grafcet.*

- $S_{\text{Load_ne}}$: sélecteur des charges non essentielles (TV, multimédia, etc.),
- S_{HVAC} : sélecteur des charges liées au chauffage, ventilation et climatisation.

Les puissances correspondantes sont désignées respectivement par $P_{\text{Load_e}}, P_{\text{Load_ne}}$ et P_{HVAC}, et leur somme définit la charge totale instantanée du bâtiment :

$$P_{\text{T}} = P_{\text{Load_e}} + P_{\text{Load_ne}} + P_{\text{HVAC}}$$

Une comparaison entre la production disponible et la charge totale permet de déterminer le scénario suivant :

- **Cas 1** : si l'éolienne seule peut couvrir la demande, soit $P_{\text{pv}} < P_{\text{w}}$ et $P_{\text{w}} > P_{\text{T}}$, alors on passe à l'étape 2.
- **Cas 2** : si les panneaux photovoltaïques seuls sont suffisants, soit $P_{\text{pv}} > P_{\text{w}}$ et $P_{\text{pv}} > P_{\text{T}}$, on passe à l'étape 3.
- **Cas 3** : si aucune des deux sources n'est suffisante individuellement, le système passe directement à l'étape 4.

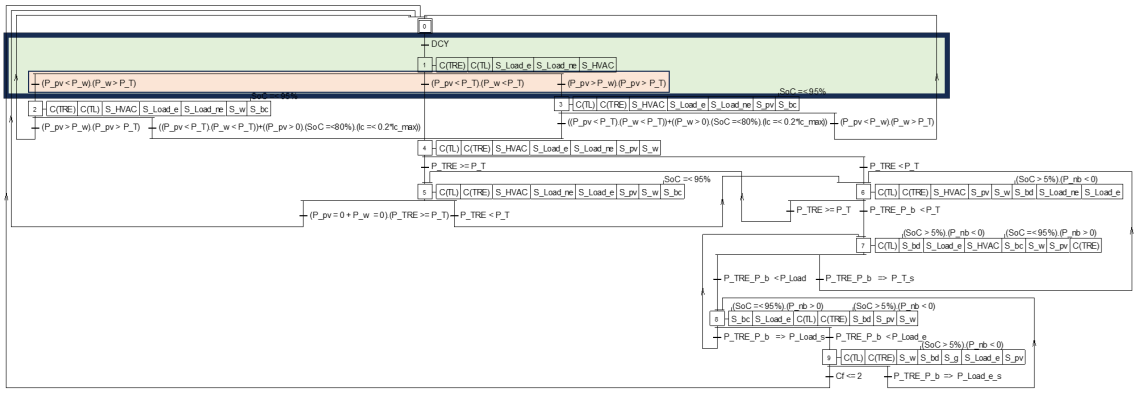


FIGURE 5.4 – *Étape 1 du Grafcet : évaluation des puissances disponibles et de la charge totale.*

5.3.1.2 Étapes 2 et 3 – Couverture par une source renouvelable unique

Dans ces deux scénarios, l'ensemble des besoins énergétiques du bâtiment est couvert par une seule source renouvelable, soit l'éolienne (étape 2), soit les panneaux photovoltaïques (étape 3). La décision est prise à partir d'une comparaison des puissances disponibles et de la charge totale :

- **Étape 2** : $P_{\text{pv}} < P_{\text{w}} \quad \text{et} \quad P_{\text{w}} > P_{\text{T}}$

- **Étape 3** : $P_{pv} > P_w$ et $P_{pv} > P_T$

Dans ces cas, la source dominante alimente intégralement les charges du bâtiment :

$$S_{Load_e} = S_{Load_ne} = S_{HVAC} = 1$$

et un excédent éventuel est dirigé vers la batterie, qui est mise en charge si son *STATE of Charge* (SoC) est inférieur à 95 %, via l'activation du sélecteur de charge :

$$S_{bc} = 1$$

Cas de basculement d'une source à l'autre :

- Si, en cours de fonctionnement à l'étape 3, la puissance éolienne devient supérieure à la puissance PV *et* que $P_{pv} < P_T$, alors le système **bascule vers l'étape 2** (éolien seul).
- Inversement, si le système était en **étape 2** et que $P_{pv} > P_w$ avec $P_{pv} > P_T$, on bascule vers **l'étape 3**.

Cas particuliers de transition vers l'étape 4 (hybride) :

- Si le système est en **étape 3** (PV dominant), que $P_w > 0$, que $SoC_{batt} < 80\%$, et que le **courant de charge total possible** dépasse de 20% le courant maximal admissible par la batterie, alors on **passe à l'étape 4** pour exploiter ce surplus énergétique de manière conjointe (PV + éolien) et accélérer la recharge.
- Réciproquement, si nous étions en **étape 2** (éolienne dominante) avec un surplus PV suffisant, le passage à l'étape 4 peut être déclenché selon les mêmes critères (SoC bas et surplus combiné significatif).
- Enfin, si **aucune des deux sources** (ni PV, ni éolienne) ne peut, individuellement, couvrir la totalité des besoins énergétiques du bâtiment à l'instant considéré ($P_{pv} < P_T$ et $P_w < P_T$), alors le système **bascule également vers l'étape 4**, afin de cumuler les contributions des deux générateurs renouvelables.

Ces transitions dynamiques permettent une exploitation fine et adaptative des ressources disponibles, tout en assurant une recharge efficace de la batterie lorsque les conditions le permettent.

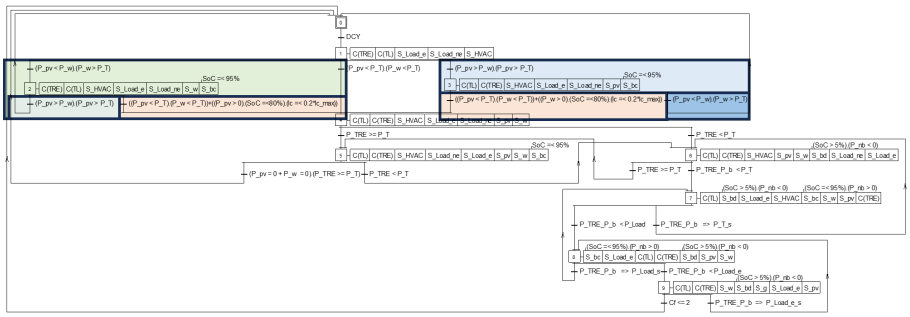


FIGURE 5.5 – *Étapes 2 et 3 du Grafcet : fonctionnement sur source unique renouvelable.*

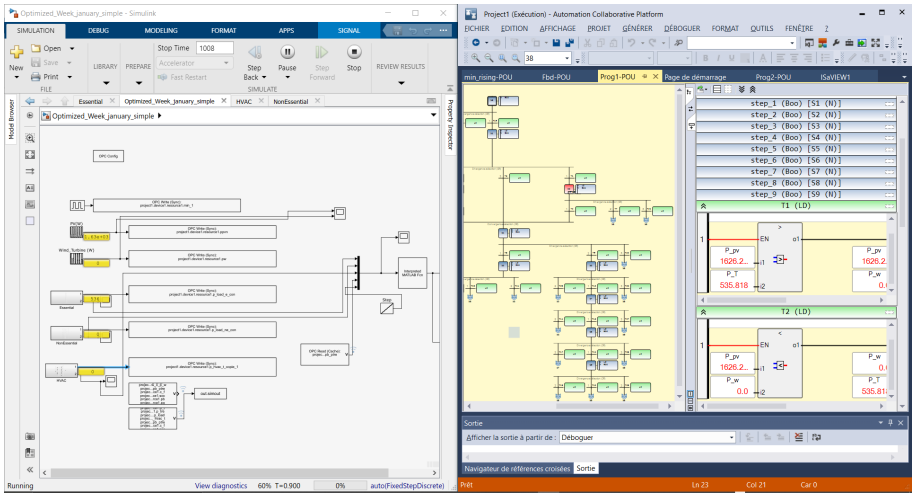


FIGURE 5.6 – *État du système énergétique simulé dans Simulink et ISaGRAF à un instant donné (étape 3).*

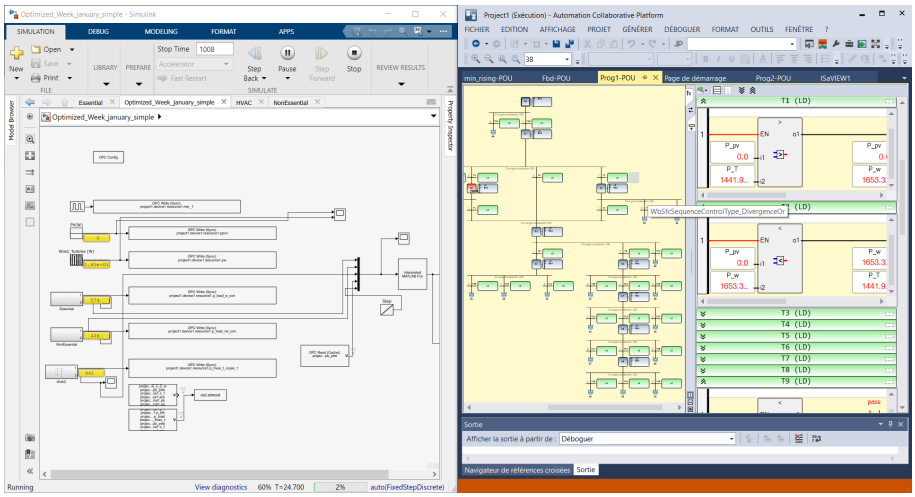


FIGURE 5.7 – *État du système énergétique simulé dans Simulink et ISaGRAF à un instant donné (étape 2).*

5.3.1.2.1 Exemple d'application La figure 5.6 présente un instantané de la simulation couplée entre **Simulink** (gauche) et **ISaGRAF** (droite), illustrant une situation typique correspondant à l'**étape 3** du Grafcet.

À cet instant :

- **Production PV** : 1653 W
- **Production éolienne** : 0 W
- **Charge essentielle** : 574 W
- **Charge non essentielle** : 226 W
- **Charge HVAC** : 611 W

Dans ce scénario, les panneaux photovoltaïques assurent à eux seuls l'alimentation complète du bâtiment, toutes les charges sont maintenues actives (charges essentielles, non essentielles et HVAC), et la batterie est mise en charge tant que son **état de charge (SoC)** reste inférieur à 95 %.

À titre de comparaison, la figure 5.7 illustre l'(**étape 2**) où la couverture énergétique est assurée principalement par l'éolienne.

À cet instant :

- **Production PV** : 0 W

- **Production éolienne** : 1626 W
- **Charge essentielle** : 536 W
- **Charge non essentielle** : 0 W
- **Charge HVAC** : 0 W

L'éolienne fournit à elle seule l'intégralité de la puissance nécessaire, couvrant l'ensemble des charges actives. Aucune sollicitation de la batterie ni du générateur diesel n'est observée, et le système fonctionne de manière autonome à partir des énergies renouvelables.

Ces exemples illustrent concrètement l'efficacité de l'algorithme à adapter dynamiquement les priorités et la couverture énergétique selon la production disponible et l'état du système.

5.3.1.3 Étape 4 – Production combinée et vérification du surplus

Lorsque ni le photovoltaïque ni l'éolienne ne peuvent à eux seuls satisfaire l'ensemble des besoins énergétiques du bâtiment, ou dans certains cas particuliers (cf. étape 2 ou 3), le système bascule vers une production combinée des deux sources renouvelables. À cette étape, les deux sources sont actives : $S_{\text{pv}} = 1$ et $S_{\text{w}} = 1$, et toutes les charges sont alimentées : $S_{\text{Load_e}} = 1$, $S_{\text{Load_ne}} = 1$ et $S_{\text{HVAC}} = 1$.

La puissance totale des énergies renouvelables est alors calculée :

$$P_{\text{TRE}} = P_{\text{pv}} + P_{\text{w}}$$

Elle est ensuite comparée à la puissance totale des charges P_T (essentielles, non essentielles et HVAC) pour déterminer la transition suivante.

- Si $P_{\text{TRE}} \geq P_T$: le système est en mesure de couvrir l'ensemble des besoins. On passe alors à l'**étape 5**, où un éventuel surplus pourra être utilisé pour recharger la batterie.
- Si $P_{\text{TRE}} < P_T$: le système ne peut pas satisfaire toutes les charges, malgré l'activation simultanée des deux sources. Le système entre alors en **étape 6**, déclenchant le processus de délestage.

Cette étape représente un fonctionnement intermédiaire crucial dans la stratégie de gestion énergétique. Elle permet de tirer pleinement parti des ressources renouvelables disponibles avant de recourir à l'énergie stockée ou au générateur thermique.

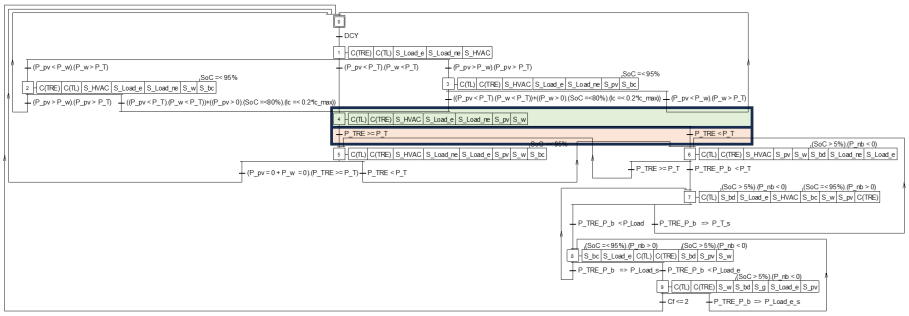


FIGURE 5.8 – *Graf3 : Passage en mode de production hybride (PV + éolienne) et décision selon le bilan de puissance.*

5.3.1.4 Étapes 5 et 6 – Rechargement ou usage du stockage

Une fois les deux sources renouvelables actives (PV et éolienne) en fonctionnement simultané (étape 4), le système évalue la suffisance de la production totale pour satisfaire les charges du bâtiment et, si possible, recharger la batterie.

5.3.1.4.1 Étape 5 – Rechargement des batteries Lorsque la puissance totale fournie par les énergies renouvelables (P_{TRE}) dépasse la puissance totale demandée par les charges (P_{T}), le surplus est dirigé vers la batterie si son niveau de charge est inférieur à 95 %. Cette stratégie permet d'optimiser l'autoconsommation et de renforcer l'autonomie énergétique du système.

La transition vers l'étape 6 est déclenchée dans les cas suivants :

- si $P_{\text{TRE}} < P_{\text{T}}$ malgré l'activation conjointe des sources renouvelables,
- ou si l'une des sources d'ER devient indisponible (par exemple, vent nul ou ensoleillement insuffisant).

5.3.1.4.2 Étape 6 – Utilisation de l'énergie stockée Lorsque les sources renouvelables ne suffisent plus à couvrir les charges, le système recourt à l'énergie stockée dans les batteries. Le courant de décharge est alors calculé pour combler le déficit énergétique.

Cependant, une contrainte de sécurité est appliquée : la batterie ne peut pas être utilisée si son niveau de charge (*SoC*) descend en dessous de 5 %, afin de préserver sa durée de vie. Si cette limite est atteinte et que les besoins restent insatisfaits, une transition vers l'étape 7 est enclenchée.

Transitions possibles depuis l'étape 6 :

- Si $P_{\text{TRE}} + P_{\text{b}} < P_{\text{T}}$ et $SoC \leq 5\,\%$: passage à l'étape 7.
- Si une des sources renouvelables redevient suffisante à elle seule : retour à l'étape 2 ou 3 selon la source active.
- Si le système retrouve un surplus (production > demande), retour à l'étape 5.

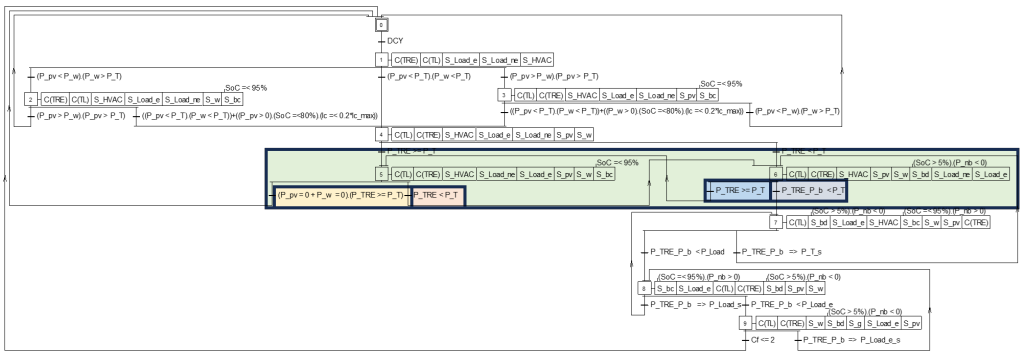


FIGURE 5.9 – *Étapes 5 et 6 : gestion des surplus et recours au stockage.*

Pour mieux illustrer le comportement du système lors des étapes 5 et 6, deux instantanés de simulation conjointe entre `Simulink` et `ISaGRAF` sont présentés ci-dessous.

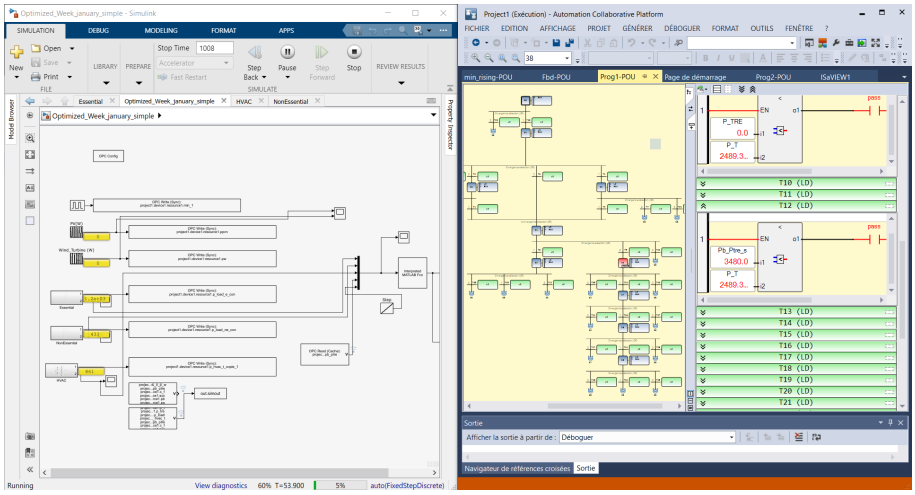


FIGURE 5.10 – *État du système énergétique simulé dans **Simulink** (gauche) et **ISaGRAF** (droite) à l'étape 6 : absence de production renouvelable, alimentation assurée par la batterie.*

La figure 5.10 montre un instant de fonctionnement correspondant à l'étape 6 du Grafcet. À ce moment précis, aucune énergie renouvelable n'est disponible : les productions **photovoltaïque** et **éolienne** sont nulles (**PV =** 0 W, **Wind =** 0 W). L'intégralité des besoins énergétiques globaux ($P_T = 2489.3\,\text{W}$) est donc couverte par la batterie. Ce cas correspond au fonctionnement typique de l'**étape 6**, où l'énergie stockée est sollicitée pour couvrir le déficit, tout en respectant les contraintes de décharge (limite de *SoC* à 5 %).

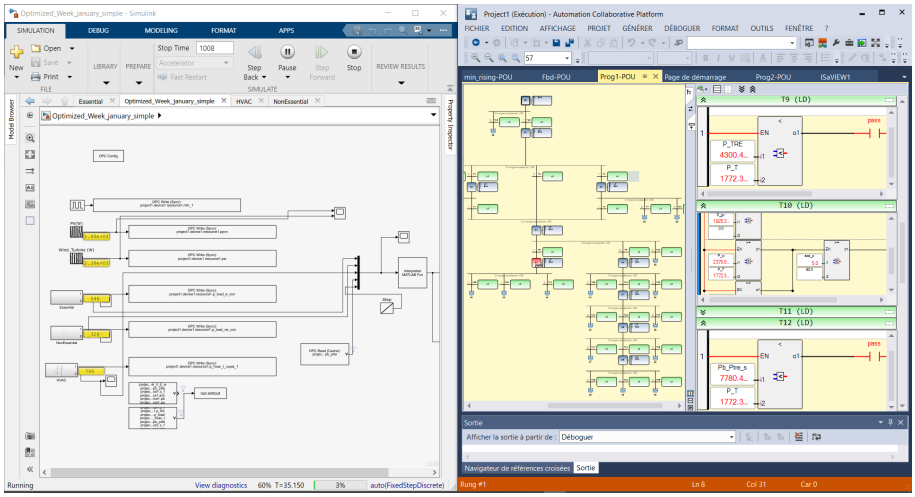


FIGURE 5.11 – *État du système énergétique simulé dans Simulink et ISaGRAF à un instant donné.*

À l'inverse, la figure 5.11 illustre une situation où la production renouvelable instantanée ($P_{\text{TRE}} = 4300.4\,\text{W}$) dépasse les charges actives ($P_T = 1772.3\,\text{W}$). Ce surplus permet d'**alimenter les charges tout en rechargeant la batterie**, ce qui correspond à l'**étape 5**. La logique de commande identifie ce surplus et active la charge de la batterie tant que son niveau est inférieur au seuil de 95 %.

Ces deux cas illustrent la capacité du système à **s'adapter dynamiquement aux variations de production et de consommation**, en exploitant au mieux les ressources disponibles, en respectant les contraintes des composants, et en assurant une gestion énergétique optimale dans un microgrid résidentiel.

5.3.1.5 Étape 7 – Premier niveau de délestage (charges non essentielles)

Lorsque la puissance fournie conjointement par les énergies renouvelables et la batterie ($P_{\text{TRE_P_b}}$) ne suffit plus à satisfaire l'ensemble des besoins énergétiques du bâtiment, une stratégie de délestage est initiée. La première mesure consiste à désactiver les charges non essentielles, en mettant $S_{\text{Load_ne}} = 0$. Ce type de charge inclut des appareils comme la télévision, les ordinateurs, ou d'autres équipements de confort non prioritaires.

À ce stade, seules les charges essentielles et le système de chauffage/climatisation (HVAC) restent alimentés. L'énergie provient alors à la fois des sources renouvelables actives et de la batterie, à condition que l'état de charge (*SoC*) reste supérieur au seuil critique de 5 %, afin de garantir la protection des batteries (S_{bd} actif). En cas de surplus d'énergie, le système active également la recharge (S_{bc}), tant que le *SoC* reste en dessous de 95 %.

La puissance manquante (ou excédentaire) est quantifiée par la variable :

$$P_{\text{nb}} = P_{\text{TRE}} - P_T$$

- Si $P_{\text{nb}} > 0$, l'énergie excédentaire est stockée dans la batterie (recharge).
- Si $P_{\text{nb}} < 0$, la batterie compense le déficit dans la limite de sa puissance maximale de décharge.

Transitions possibles :

- Si la puissance combinée ($P_{\text{TRE_P_b}}$) reste insuffisante pour couvrir les charges restantes ($P_{\text{Load}} = P_{\text{Load_e}} + P_{\text{HVAC}}$), nous passons à l'étape 8.
- À l'inverse, si cette puissance devient suffisante pour réactiver les charges délestées précédemment ($P_T^{\text{s}} = P_{\text{Load_ne}} + P_{\text{Load_e}} + P_{\text{HVAC}}$), nous revenons à l'étape 6.

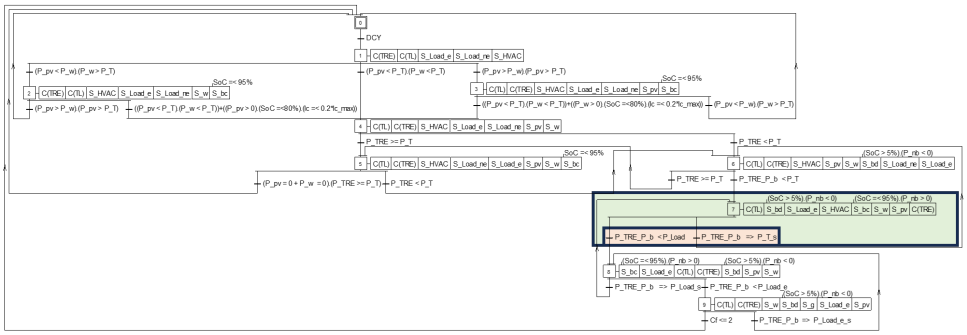


FIGURE 5.12 – *Grafcet – Étape 7 : délestage des charges non essentielles.*

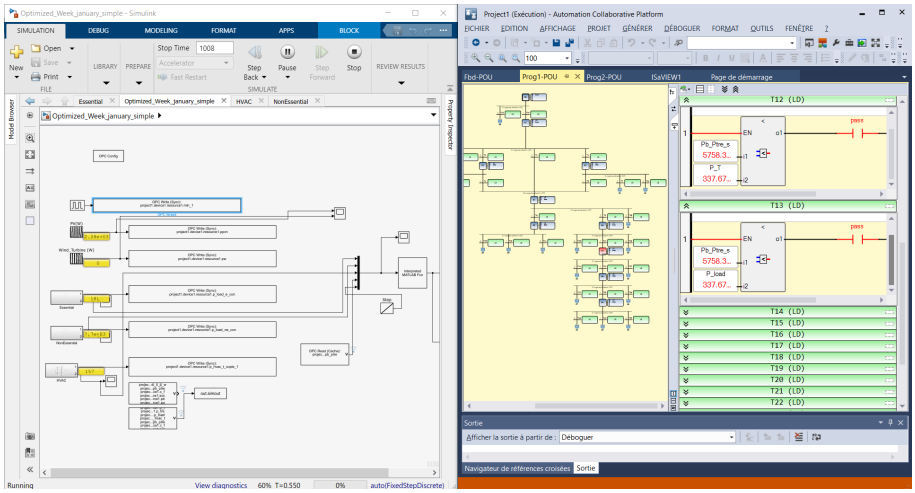


FIGURE 5.13 – *Illustration de l'étape 7 du Grafcet : délestage automatique des charges non essentielles face à un déficit de production.*

La figure 5.13 présente un instant critique où la puissance totale disponible (photovoltaïque, éolienne et batterie) est inférieure à la demande totale des charges, ce qui active l'étape 7 du Grafcet. À ce stade, même avec le soutien de la batterie, le système ne peut pas subvenir à l'ensemble des besoins énergétiques. Le système met en øeuvre un mécanisme de **délestage des charges non essentielles** afin de préserver l'alimentation des charges prioritaires.

Dans Simulink, les puissances mesurées à cet instant sont :

- **Production photovoltaïque (PV)** : 2278.3 W
- **Production éolienne (Wind Turbine)** : 0 W
- **Charge essentielle** : 181 W
- **Charge non essentielle** : 7700 W (en cours de délestage)
- **Système HVAC optimisé** : 157 W

5.3.1.6 Étape 8 – Deuxième niveau de délestage (charges CVC)

À cette étape, nous poursuivons le processus de délestage. Cette fois, ce sont les charges liées au chauffage, à la ventilation et à la climatisation qui sont déconnectées du réseau (`S_HVAC = 0`). L'approvisionnement énergétique du bâtiment repose alors uniquement sur les énergies renouvelables (ER) et la batterie. Tant que le niveau de charge de la batterie reste supérieur à 5 %, la décharge est autorisée (`S_bd` actif). En cas de surplus énergétique, la recharge de la batterie est enclenchée (`S_bc` actif).

Deux cas de figure se présentent à cette étape :

- Si la puissance totale fournie par les ER et la batterie (`P_TRE_P_b`) n'est pas suffisante pour couvrir les besoins minimaux du bâtiment (`P_Load_e`), alors nous passons à l'étape 9 (recours au générateur diesel).
- Si cette puissance est suffisante pour alimenter les charges essentielles et CVC (`P_Load_s = P_Load_e + P_HVAC`), nous vérifions si le système peut couvrir ces charges. Si tel est le cas, un retour à l'étape 7 est effectué, marquant ainsi une amélioration temporaire de la situation énergétique.

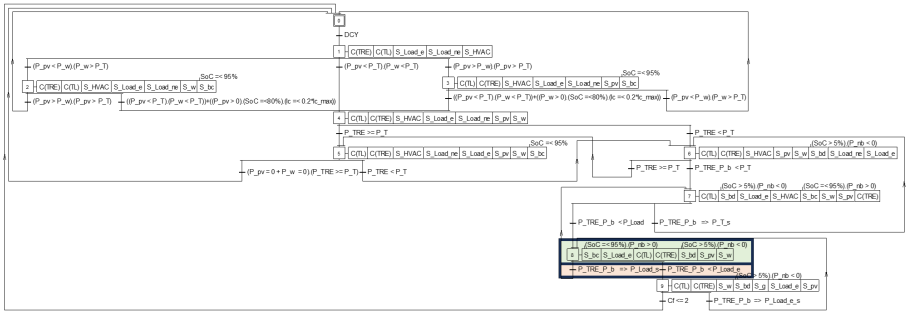


FIGURE 5.14 – *Grafcet représentant le délestage des charges CVC (étape 8).*

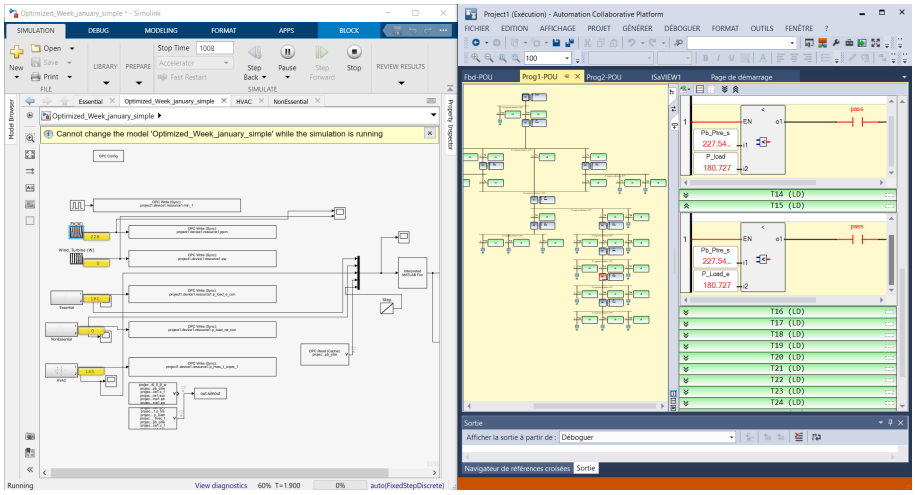


FIGURE 5.15 – *Illustration de l'étape 8 du Grafcet : seuls les équipements essentiels sont maintenus grâce à l'énergie combinée de la batterie et des sources renouvelables.*

La figure 5.15 illustre un scénario critique dans lequel seule la charge essentielle est maintenue, tandis que les charges non essentielles et le système CVC sont désactivés afin de préserver les ressources restantes. Cette configuration correspond à l'étape 8 du Grafcet de supervision. Ce comportement traduit une situation où la puissance disponible globale (fournie par la batterie et les sources renouvelables) est **inférieure à la demande totale**. Le système doit donc effectuer un délestage sélectif en préservant uniquement les charges vitales.

Trois scénarios possibles expliquent cette configuration :

1. **Les énergies renouvelables (PV + éolien) et la batterie sont toutes deux insuffisantes** pour alimenter l'ensemble des charges, y compris les non essentielles et CVC.
2. **La batterie est totalement déchargée**, et seules les sources renouvelables permettent encore d'alimenter partiellement le système (en l'occurrence, juste l'essentiel).
3. **Les sources renouvelables sont absentes ou faibles**, et la batterie, bien qu'encore active, ne peut couvrir que la consommation minimale (essentielle).

5.3.1.7 Étape 9 – Activation du générateur diesel en secours

Lorsque les ressources renouvelables (ER) et la batterie ne suffisent plus à satisfaire la demande énergétique, même après un délestage progressif, une source de secours est activée : le générateur diesel. Cela se traduit par l'activation du signal de commande `S_g`, engageant ainsi le groupe électrogène dans le système énergétique.

À ce stade, l'alimentation du bâtiment repose simultanément sur les ER, la batterie et le générateur. La batterie reste exclusivement en mode décharge (aucune recharge n'est permise), tant

que son état de charge (`SoC`) est supérieur à 5 %, ce qui permet à `S_bd` de rester actif.

Deux cas sont à considérer :

- **Cas critique** : si le niveau du carburant est inférieur au seuil de réserve, le système revient à l'étape 1. Il s'agit d'une situation de pénurie énergétique nécessitant un réajustement complet du fonctionnement.
- **Cas stabilisé** : si la puissance cumulée des sources (ER, batterie, générateur) est suffisante pour couvrir au moins les charges essentielles (`P_Load_e_s = P_Load_e`), une vérification est effectuée. Si le système peut reprendre partiellement les charges précédemment délestées (par exemple CVC), alors un retour à l'étape 8 est initié.

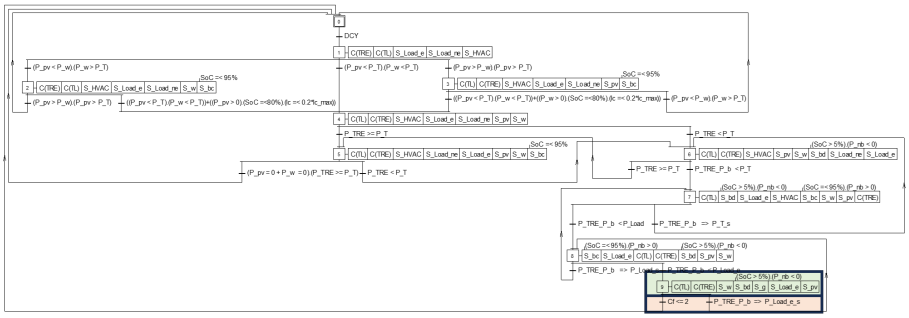


FIGURE 5.16 – *Activation du générateur diesel : gestion des cas critiques (étape 9).*

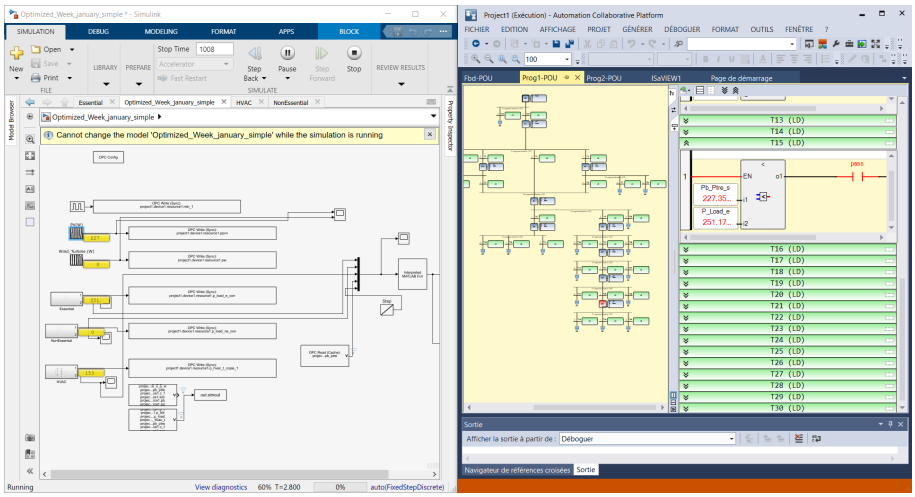


FIGURE 5.17 – *Illustration de l'étape 9 du Grafcet : la batterie est vide et les sources renouvelables sont insuffisantes ; le générateur diesel prend le relais pour alimenter les charges essentielles.*

La figure 5.17 illustre une situation critique correspondant à l'étape 9 du Grafcet, où le système ne parvient plus à assurer le minimum de fonctionnement requis à l'aide des sources renouvelables (ER) ni de la batterie.

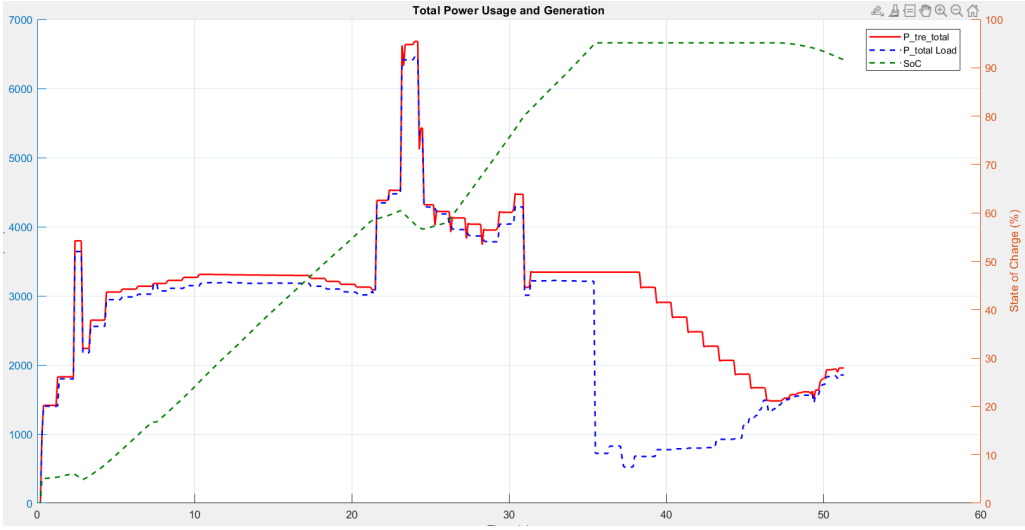
Les puissances relevées dans **Simulink** à cet instant sont : **Production photovoltaïque (PV)** est de 227.35 W, **Charge essentielle** est de 251.17 W et le **Système CVC** de 153 W.

Dans cette configuration la puissance combinée des sources renouvelables (227.35 W) est inférieure à la demande essentielle (251.17 W). Aussi, la **batterie est totalement déchargée**.

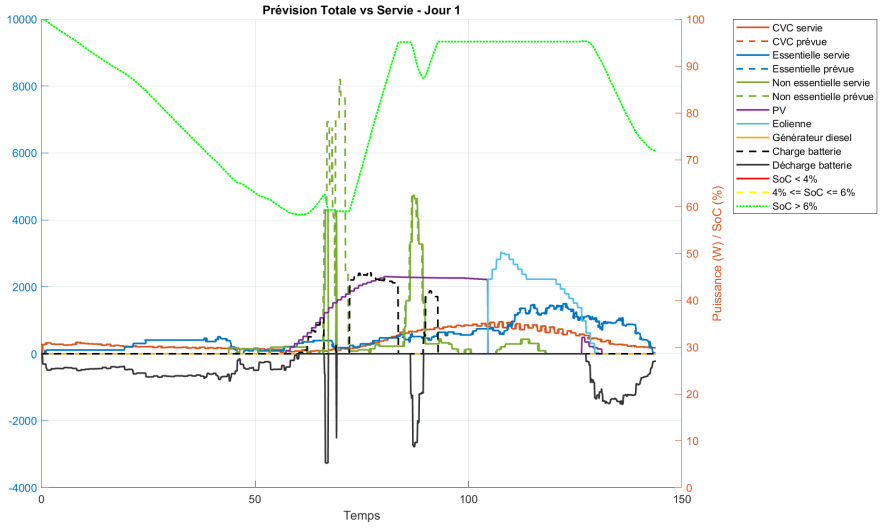
Le système enclenche donc automatiquement le générateur diesel afin de compenser ce déficit et garantir l'alimentation des charges essentielles. Cette situation illustre le dernier recours dans l'algorithme de gestion énergétique, conçu pour éviter tout black-out, même lorsque les sources renouvelables et le stockage ne suffisent plus.

Cette étape démontre la robustesse du système de contrôle, capable de détecter la criticité énergétique et de déclencher la source d'appoint adéquate afin d'assurer un service minimal sécurisé.

5.3.1.8 Résultats



(A) *Évolution temporelle de la puissance totale fournie (P_tre_total), de la puissance demandée (P_total_Load) et du niveau de charge de la batterie (SoC).*



(B) *Évolution des profils de charge, des sources de production (PV, éolien, groupe diesel) et du comportement de la batterie.*

FIGURE 5.18 – *Comportement énergétique du système sous stratégie de commande séquentielle (PLC uniquement). Les abscisses représentent les unités de temps de simulation (non équivalentes à des minutes réelles).*

La figure 5.18 illustre les performances du système énergétique simulé sous contrôle entièrement basé sur la logique séquentielle programmée dans l'automate (PLC).

Dans la figure 5.18a, on observe l'évolution de la puissance totale générée par les énergies renouvelables (*P_tre_total*, courbe rouge), de la puissance totale demandée par les charges (*P_total_Load*, courbe bleue pointillée), ainsi que du niveau de charge de la batterie (SoC, courbe

verte en tirets). La trajectoire du SoC reflète clairement les phases de recharge et de décharge en réponse aux déséquilibres entre la production et la demande.

La figure 5.18b présente un aperçu détaillé des différents flux énergétiques : les charges (CVC en orange, essentielles en bleu, non essentielles en vert) sont comparées à la production issue des sources renouvelables (photovoltaïque en mauve, éolien en cyan) et du générateur diesel (jaune moutarde). Les lignes noires indiquent les phases de charge (pointillées) et de décharge (pleines) de la batterie.

Cette stratégie de commande repose sur un délestage catégoriel binaire : dès que la puissance totale appelée dépasse la puissance disponible dans le micro-réseau, toute une catégorie de charges – ici, les charges non essentielles – est désactivée en bloc, sans considération temporelle ni hiérarchisation intra-catégorie. Cela induit un inconfort énergétique pour les usagers, car plusieurs demandes ne sont pas satisfaites.

On remarque clairement que dans les premières unités de temps les charges non essentielles sont initialement alimentées tant que la capacité énergétique du micro-réseau (P_tre_total) est suffisante. Dès que la demande dépasse cette limite, les équipements non essentiels sont suspendus brutalement. Une fois que le bilan redevient favorable, ces charges sont de nouveau autorisées à fonctionner.

Cette approche présente deux inconvénients majeurs :

- **Perte de confort** : plusieurs équipements non essentiels n'ont pas pu être utilisés alors que certains auraient pu l'être sans compromettre l'équilibre énergétique.
- **Sous-utilisation de l'énergie** : dans la seconde moitié de la simulation, la batterie atteint son SoC maximal (95 %) alors qu'un surplus de production subsiste. Ce potentiel énergétique n'est pas exploité, alors qu'il aurait été judicieux de réactiver certaines charges ou de *replanifier intelligemment* l'usage de certains appareils à un instant ultérieur.

Ce constat met en évidence les limites de la stratégie purement logique et séquentielle, justifiant le recours à une approche plus fine intégrant une **optimisation multi-critères**, visant à maximiser l'usage des ressources disponibles tout en améliorant le confort des occupants. Cette approche sera détaillée dans la section suivante.

5.3.2 Stratégie d'optimisation énergétique

Afin de surmonter les limites inhérentes à la logique de délestage purement séquentielle – notamment le manque de flexibilité et les coupures catégoriques non optimisées – une stratégie d'optimisation énergétique basée sur la *Programmation Linéaire en Nombres Entiers* (ILP, *Integer Linear Programming*) a été mise en øeuvre. L'objectif est de déterminer dynamiquement, à chaque pas de temps, quelles charges peuvent être activées ou non, en maximisant l'exploitation de l'énergie disponible tout en intégrant les priorités et contraintes spécifiques de chaque équipement.

5.3.2.1 Principe général

La fonction d'optimisation, repose sur la résolution d'un problème ILP permettant de sélectionner la meilleure combinaison d'équipements à activer à chaque instant. L'entrée du problème comprend :

- les puissances prévisionnelles pour les charges essentielles, non essentielles et HVAC ;
- la puissance disponible P_T à l'instant t (calculée à partir des sources renouvelables, de la batterie ou du générateur) ;
- l'indice temporel courant t_{idx} dans l'horizon de simulation.

Chaque charge est associée à un niveau de priorité (essentielles : 100, HVAC : 60, non essentielles : 30) reflétant son importance. Ces priorités sont utilisées pour pondérer la fonction objectif de l'optimisation.

5.3.2.2 Formulation mathématique

Le problème est formulé comme suit :

- **Variables de décision** : $x_i \in \{0,1\}$, où $x_i = 1$ signifie que l'équipement i est activé.
- **Fonction objectif** :

$$\max_{\mathbf{x}} \sum_{i=1}^{N} \text{Priorité}_i \cdot \text{Puissance}_i \cdot x_i$$

que l'on écrit sous forme canonique de minimisation :

$$\min_{\mathbf{x}} -\mathbf{c}^T \mathbf{x}$$

où le vecteur $\mathbf{c}$ contient les produits $\text{Priorité}_i \cdot \text{Puissance}_i$.

- **Contrainte énergétique** :

$$\sum_{i=1}^{N} \text{Puissance}_i \cdot x_i \leq P_T$$

- **Contraintes supplémentaires** :
  - Les charges essentielles (x_i pour i appartenant à la catégorie essentielle) sont toujours activées : $x_i = 1$.

5.3.2.3 Fonctionnement de l'algorithme

L'Algorithme 1 décrit les différentes étapes du processus de sélection optimale des équipements :

Algorithme 1 Optimisation de la gestion énergétique par ILP

Require: Profils de puissance prévisionnels : $P_{\text{essentiel}}, P_{\text{HVAC}}, P_{\text{non-essentiel}}$, puissance disponible P_T, temps courant t

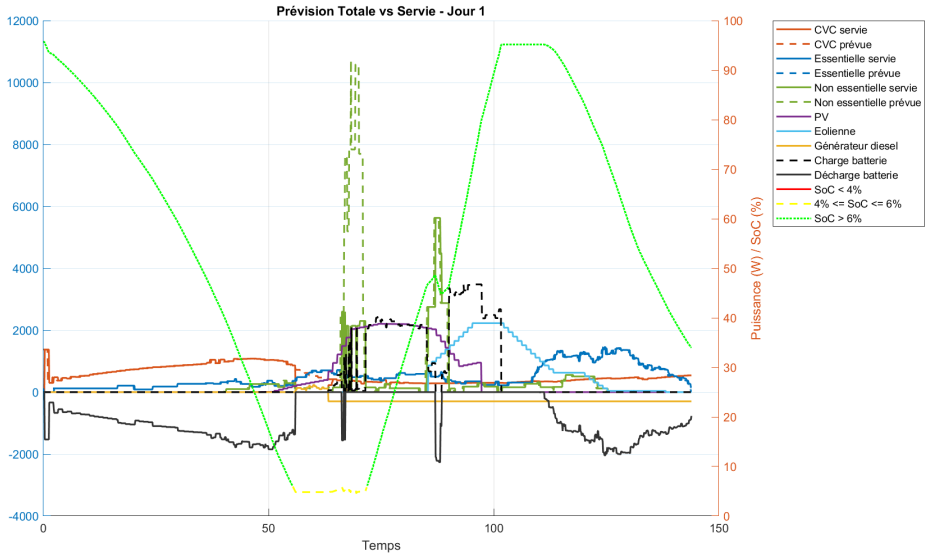
Ensure: Vecteur de décisions binaires `Gain`,

Construire les vecteurs $\vec{P} \leftarrow [P_{\text{essentiel}}, P_{\text{HVAC}}, P_{\text{non-essentiel}}]$
Mettre à jour les cycles (durée restante, états) avec `updateEquipmentCycle`
Construire le vecteur de priorités $\vec{w}$
Initialiser les variables binaires $x_i \in \{0,1\}$ pour chaque équipement i
Forcer $x_i = 1$ pour les équipements essentiels
Attribuer une priorité à chaque charge (essentielles : 100, HVAC : 60, non essentielles : 30)
Formuler le problème ILP :
  - **Objectif** : maximiser $\sum_i w_i \cdot P_i \cdot x_i$
  - **Contrainte** : $\sum_i P_i \cdot x_i \leq P_T$
Résoudre le problème avec `intlinprog`
if le solveur retourne une solution **then**
    Appliquer les décisions optimales $\vec{x}$ aux équipements
else
    Appliquer une stratégie de secours : $x_i = 1$ pour les charges essentielles, 0 sinon
end if
return $\vec{x}$

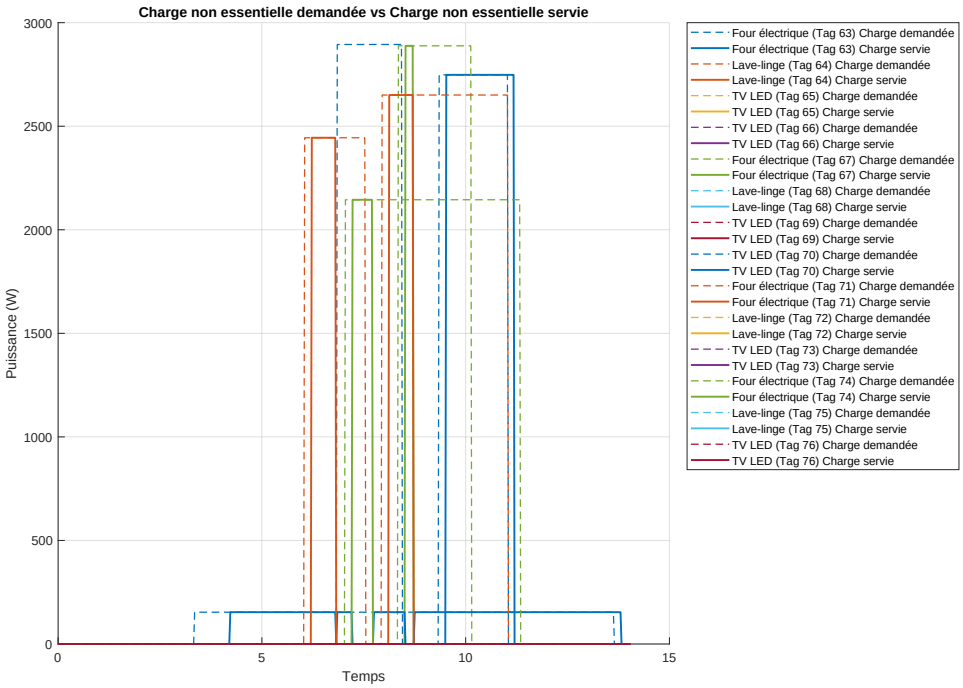
Cette approche permet de valoriser au maximum l'énergie disponible dans le micro-réseau tout en respectant les contraintes critiques : maintien des charges prioritaires, limitation de surcharge, flexibilité dans le choix des équipements secondaires.

5.3.2.4 Évaluation et discussion des résultats

Cette stratégie permet une **sélection dynamique optimisée des équipements**, en maximisant l'utilisation de l'énergie disponible tout en respectant des priorités définies. Contrairement à la logique de délestage par catégorie (vue précédemment), elle évite les coupures arbitraires et améliore le confort des usagers.



(A) *Évolution globale des charges, production et gestion de batterie.*



(B) *Comparaison entre prévisions et puissance réellement servie pour les équipements non essentiels.*

FIGURE 5.19 – *Résultats de la stratégie d'optimisation : combinaison dynamique des équipements vs. demandes prévisionnelles.*

La figure 5.19a montre l'évolution temporelle des charges activées et des sources d'énergie. On y observe que le système parvient à exploiter efficacement les sources disponibles (PV, éolienne, générateur, batterie) pour alimenter les charges selon leur priorité, en évitant les délestages massifs.

La figure 5.19b met en évidence la gestion spécifique des charges non essentielles, telles que les lave-linges, fours ou téléviseurs, dont les profils de puissance et les cycles de fonctionnement sont supposés connus à l'avance. L'algorithme d'optimisation permet une activation sélective de ces charges, lorsque la puissance disponible le permet, ce qui contribue à améliorer leur taux de service par rapport à une stratégie de délestage rigide.

Cependant, une limite importante est rapidement apparue lors des simulations : certains équipements non essentiels peuvent être **interrompus en plein cycle** si, à un instant donné, l'optimisation identifie une autre combinaison de charges plus "rentable" en termes de priorité pondérée. Ce comportement découle de la nature **instantanée** de la décision prise à chaque pas de temps, sans planification à horizon étendu. Cela peut provoquer une forme d'**inconfort utilisateur**, notamment pour les équipements électroménagers (hors télévision), dont les cycles sont interrompus de façon non souhaitée.

Pour remédier à cela, une amélioration a été introduite dans le système : l'intégration d'un mécanisme de suivi des cycles via la fonction `updateEquipmentCycle`. Cette fonction permet d'évaluer la **durée restante** d'un cycle actif (stockée dans `RemainingTime`), à partir des profils de puissance prévisionnels. Grâce à cette information, les équipements déjà en fonctionnement peuvent être **contraints à rester actifs** jusqu'à la fin de leur cycle, à condition que la puissance disponible le permette. Cette modification a permis de **stabiliser les décisions** et d'éviter des arrêts prématurés d'équipements engagés dans un cycle critique.

Malgré cette amélioration, une autre contrainte subsiste : dans certaines situations, un équipement non essentiel ou CVC peut être initialement activé par l'optimisation (car la puissance disponible le permettait), mais en cours de cycle, une baisse soudaine de la production – par exemple, due à une perte d'ensoleillement ou une absence de vent – peut rendre le système incapable de maintenir cette activation. Lorsque seule subsiste la production du générateur diesel, celui-ci est configuré pour ne fournir de l'énergie qu'aux charges essentielles. Ainsi, les charges non prioritaires (notamment les équipements électroménagers en milieu de cycle) sont automatiquement désactivées par le PLC, interrompant leur fonctionnement. Ce comportement peut induire une forme d'inconfort notable pour les usagers : un lave-linge ou un four démarré dans des conditions initialement favorables peut être arrêté brutalement avant la fin de son cycle. Cela souligne la nécessité, dans les itérations futures de la stratégie, d'intégrer non seulement la logique de maintien d'un équipement déjà activé, mais aussi une anticipation des fluctuations énergétiques probables à venir, afin de sécuriser la complétude des cycles engagés.

5.3.2.4.1 En résumé, cette stratégie présente plusieurs atouts notables :

- Une activation fine et intelligente des charges, selon leur priorité relative et la disponibilité énergétique instantanée.
- Une augmentation significative du **taux de service** des charges non essentielles, par rapport à un délestage strictement catégoriel.

Cependant, cette stratégie d'optimisation demeure soumise à plusieurs limites structurelles :

- Le **comportement temps réel du contrôleur PLC**, qui impose des actions immédiates pour éviter tout dépassement de la puissance disponible, indépendamment des décisions de l'ILP.
- L'incapacité actuelle à **anticiper les chutes brutales de production** (baisse de vent ou d'ensoleillement, batteries vides) pouvant survenir après l'activation d'un équipement.
- Le **manque de garantie de continuité de service** pour les équipements non essentiels ou CVC : un équipement peut être activé au début de son cycle mais délesté ensuite en cas de réduction de la capacité énergétique, notamment si seul le groupe électrogène reste actif.

- L'absence de **replanification différée** ou de mémoire des équipements partiellement servis, qui empêche leur réactivation automatique à un moment ultérieur plus favorable.

Ces limites motivent l'introduction d'une version améliorée de la stratégie, présentée dans la section suivante, intégrant des mécanismes de :

- **maintien garanti** des équipements déjà activés durant tout leur cycle de fonctionnement,
- **replanification intelligente** des équipements délestés pour une activation différée,
- et **prise en compte explicite de contraintes temporelles**, telles que des fenêtres d'usage ou des préférences utilisateur.

5.3.3 Améliorations de l'algorithme d'optimisation ILP

Pour pallier les limites observées dans la première version de l'optimisation (désactivation prématurée d'équipements, décisions non soutenables, absence de mémoire opérationnelle), une nouvelle version a été développée, incorporant plusieurs améliorations fondamentales. Ces évolutions visent à garantir la cohérence temporelle des décisions, la faisabilité énergétique des cycles, et une gestion intelligente des équipements non activés.

5.3.3.1 Maintien des équipements en cours de cycle

Dans la version initiale, un équipement actif pouvait être désactivé en milieu de cycle si l'optimisation identifiait une combinaison jugée plus **rentable** à l'instant suivant. Cela entraînait l'interruption de cycles sensibles (ex. fours, lave-linges).

Amélioration : un suivi du temps restant de fonctionnement, via la variable `RemainingTime`, est introduit. Si un équipement est déjà en fonctionnement, sa variable de décision x_i est fixée à 1, imposant sa continuité dans l'optimisation.

5.3.3.2 Anticipation de la soutenabilité énergétique

Même en contraignant le maintien d'un cycle, certaines interruptions étaient inévitables si les ressources énergétiques devenaient insuffisantes (par exemple, batterie vide ou faible production renouvelable). Pour éviter cela, une projection prospective a été intégrée.

Principe : avant l'activation d'un nouvel équipement, une simulation est effectuée sur toute la durée de son cycle, pour vérifier que les sources d'énergie seront suffisantes à chaque instant.

Cette projection repose sur plusieurs hypothèses :

- les autres équipements restent constants (aucune nouvelle demande utilisateur n'est anticipée),
- les prévisions de production PV/éolienne sont connues avec une marge d'erreur de $\pm 5\%$,
- l'état de charge (SOC) de la batterie est recalculé à chaque pas de temps.

Si la batterie est épuisée avant la fin du cycle, l'équipement est jugé non soutenable et sa demande est différée.

5.3.3.3 Gestion structurée des états et replanification

Deux piles principales permettent de suivre l'état des équipements :

- `onEquipmentPile` : regroupe les équipements actuellement en fonctionnement, avec la durée restante de leur cycle (figure 5.20). Ces équipements sont systématiquement maintenus actifs dans l'ILP.
- `availableOff` : contient les équipements dont la demande a été exprimée mais qui n'ont pas pu être activés (par manque de ressources ou cycle non soutenable). Ils sont conservés en vue d'une replanification future (figure 5.21).

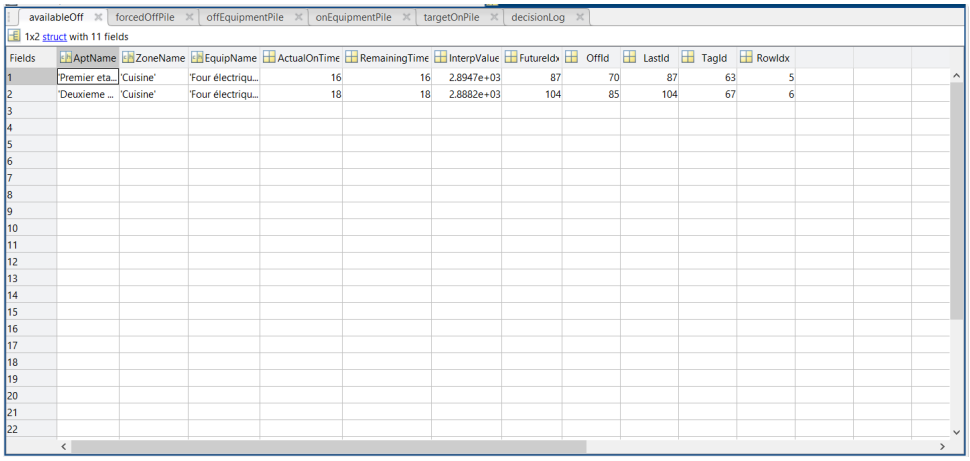


FIGURE 5.20 – *Contenu de la pile* `onEquipmentPile` *: équipements en cours d'activation avec durée restante.*

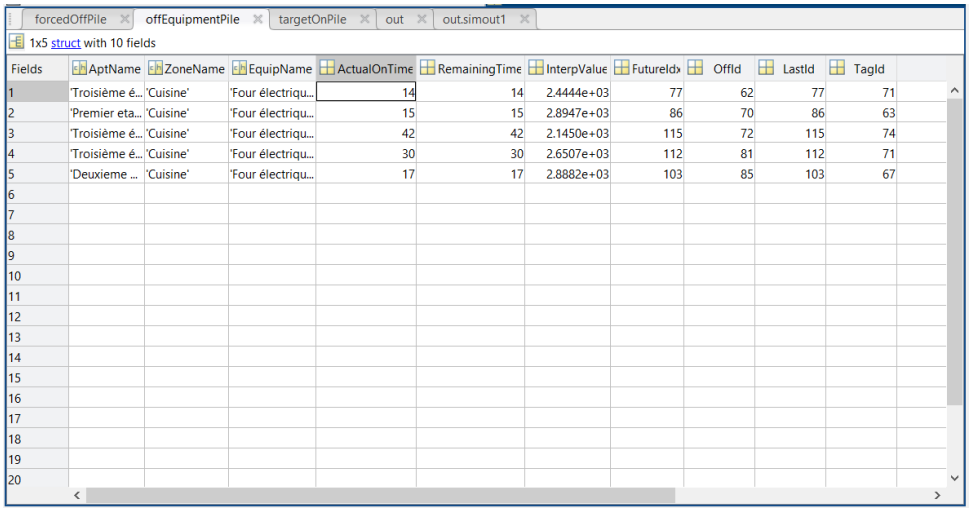


FIGURE 5.21 – *Contenu de la pile* `availableOff` *: équipements demandés mais non activés.*

5.3.3.4 Suivi des coupures forcées

Lorsque le système ne fonctionne que sur le générateur diesel, le contrôleur temps réel (PLC) peut forcer la désactivation de certaines charges. Ces événements sont détectés, enregistrés dans `forcedOffPile`, et pris en compte dans les décisions futures pour éviter une réactivation prématurée.

5.3.3.5 Logique de replanification continue

À chaque pas de temps, l'optimisation tente de réévaluer les équipements de la pile `availableOff`. Si les conditions énergétiques sont devenues favorables, ces équipements peuvent alors être activés, améliorant la satisfaction des usagers.

5.3.3.6 Synthèse

Ces améliorations confèrent à l'algorithme d'optimisation :

- une meilleure **robustesse temporelle**, en garantissant que les cycles sont respectés jusqu'à leur terme ;

- une **réactivité** accrue, via la gestion dynamique des équipements non servis ;
- une base solide pour une extension vers des **stratégies de replanification plus avancées**, incluant des contraintes temporelles et des préférences utilisateur.

La section suivante présente les résultats de simulation obtenus avec cette version améliorée.

5.3.4 Résultats de simulation et robustesse du système

La stratégie d'optimisation énergétique améliorée a été testée sur deux configurations contrastées :

- trois journées consécutives en hiver, caractérisées par une production renouvelable faible, une demande élevée et des conditions contraignantes pour la batterie,
- une journée typique d'été, avec une forte production photovoltaïque et une demande modérée.

Ces scénarios permettent d'évaluer la robustesse et l'adaptabilité de l'approche proposée dans des conditions extrêmes.

5.3.4.1 Équilibre énergétique et activation des charges

La figure 5.22 illustre l'évolution des flux de puissance pour la période hivernale, tandis que la figure 5.23 correspond au jour d'été. On y observe l'activation effective des charges (essentielles, non essentielles, HVAC), les productions des sources d'énergie (PV, éolien, diesel), et l'état de charge (SoC) de la batterie.

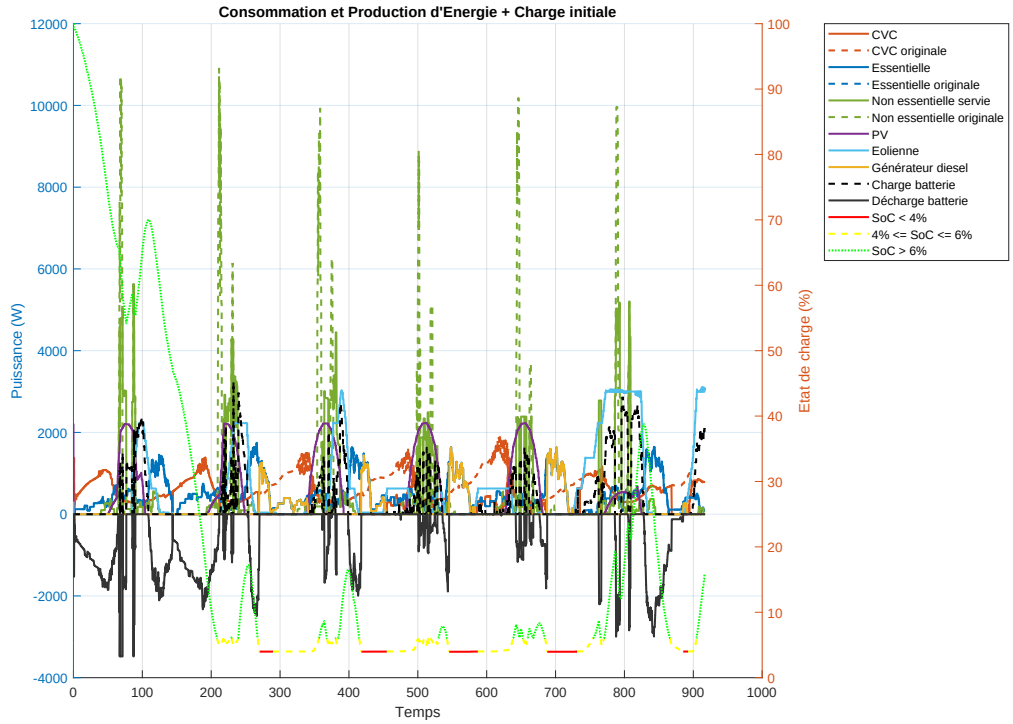


FIGURE 5.22 – *Consommation et production d'énergie sur 6 jours en hiver – stratégie ILP optimisée.*

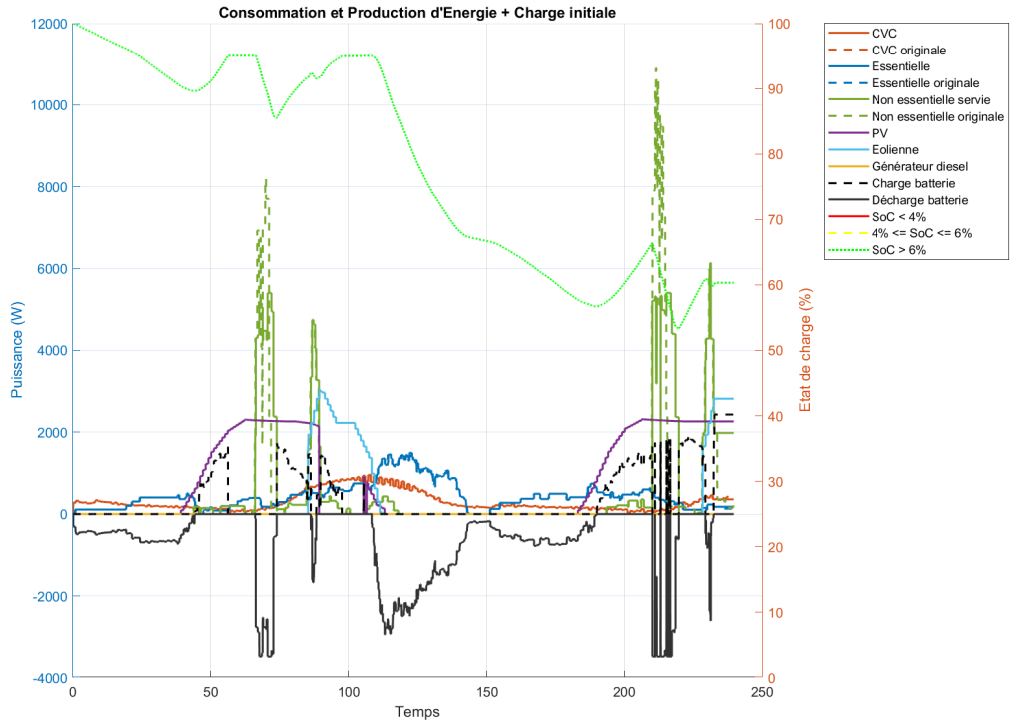


FIGURE 5.23 – *Consommation et production d'énergie sur 1 jour d'été – stratégie ILP optimisée.*

Durant l'hiver, la stratégie permet de maintenir une alimentation continue des charges prioritaires, tout en assurant le bon fonctionnement des équipements non essentiels lorsque l'énergie le permet. Grâce au suivi des cycles et à la projection de soutenabilité, on observe une nette diminution des coupures inopportunes par rapport à la version initiale.

Durant la période estivale, un phénomène intéressant apparaît autour du pas de temps $t \approx 90$: la batterie est entièrement chargée, la demande est relativement faible, et l'éolien suffit à alimenter le système. En conséquence, le contrôleur désactive temporairement le PV afin d'éviter un surplus non exploité. Cela montre un potentiel inexploité de l'énergie disponible.

Amélioration potentielle : une stratégie proactive pourrait informer les utilisateurs de ce surplus, en leur suggérant de lancer des équipements à anticiper (ex. machine à laver, cuisson), maximisant ainsi l'autoconsommation.

5.3.4.2 Comparaison prévision vs. service réel

Les figure 5.24 et figure 5.25 comparent, pour deux jours distincts, la puissance prévisionnelle demandée par les charges non essentielles (fours, lave-linges, téléviseurs) et celle réellement servie par le système.

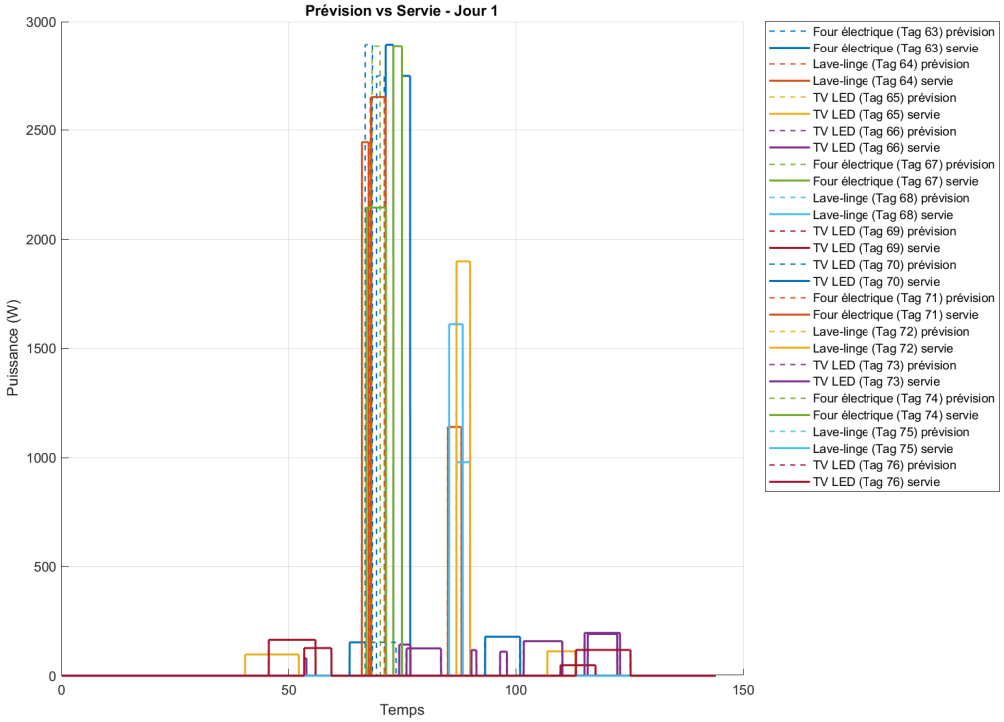


FIGURE 5.24 – *Comparaison prévision vs. servie – Jour 1 (hiver)*

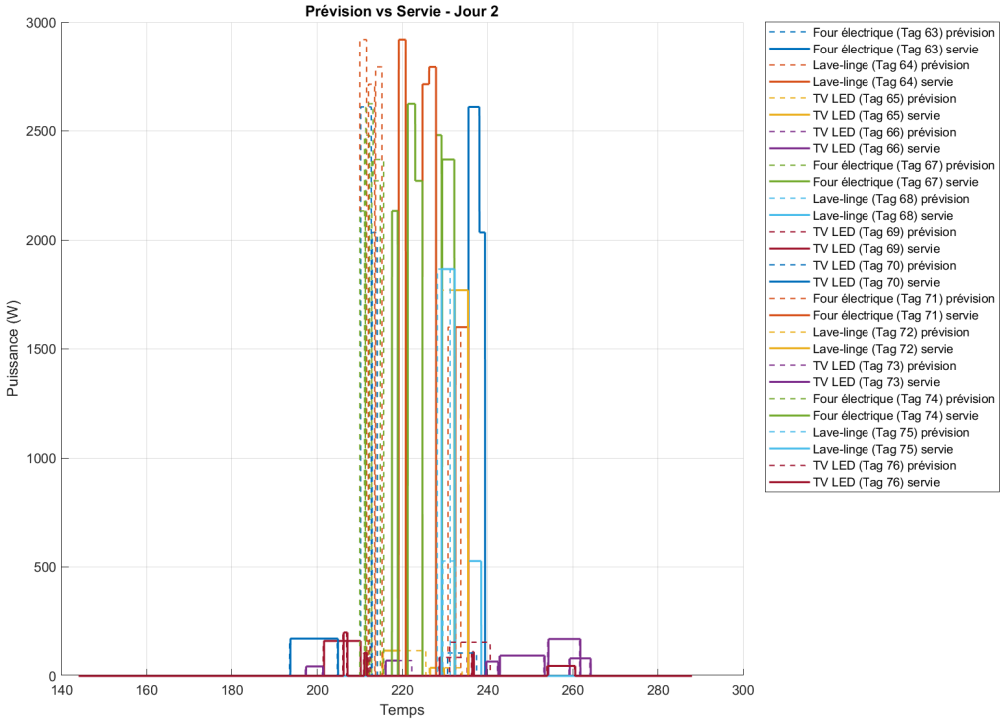


FIGURE 5.25 – *Comparaison prévision vs. servie – Jour 2 (hiver)*

Les résultats montrent que :

- La plupart des équipements non essentiels sont correctement servis, souvent dans leur totalité, prouvant la cohérence entre la planification et les ressources disponibles.
- Les équipements qui n'ont pas pu être servis initialement sont progressivement replanifiés et activés dès que les conditions énergétiques le permettent, grâce à la gestion de la pile `availableOff`.
- La stratégie permet de prioriser intelligemment certaines charges énergétiquement avantageuses tout en respectant les cycles, évitant ainsi les arrêts brusques.

Cela confirme la bonne capacité de l'algorithme à répartir dynamiquement les ressources, à garantir les cycles entamés, et à gérer de manière intelligente les charges non prioritaires.

5.3.4.3 Perspectives d'amélioration

Enfin, certains points d'amélioration restent à explorer :

- Détection de surplus prolongé d'énergie pour permettre une **suggestion d'usage anticipé** à l'usager (ex. interface utilisateur proactive).
- Intégration de **préférences utilisateurs** : par exemple, permettre de spécifier un équipement à prioriser même s'il est non essentiel.
- Extension du modèle avec des contraintes temporelles plus riches (fenêtres horaires, délais maximums).

En conclusion, la stratégie d'optimisation ILP améliorée a montré une très bonne robustesse dans des conditions variées, assurant un équilibre entre exploitation des ressources et satisfaction utilisateur.

5.3.5 Indicateur de performance : Taux de satisfaction global (TSG)

Pour évaluer la qualité de la gestion énergétique, un indicateur nommé **Taux de satisfaction global (TSG)** est introduit. Il permet de mesurer dans quelle mesure l'ensemble des charges a pu être alimenté au cours du temps. Le TSG permet d'évaluer la capacité globale du système à satisfaire les besoins énergétiques sur l'ensemble de la période d'étude (par exemple, un jour simulée en été). Il est défini par :

$$\text{TSG } [\%] = \frac{\sum_t \left(P_{\text{essentiel}}(t) + P_{\text{HVAC}}(t) + P_{\text{non-essentiel}}(t)\right)}{\sum_t \left(C_{\text{essentiel}}(t) + C_{\text{HVAC}}(t) + C_{\text{non-essentiel}}(t)\right)} \times 100 \tag{5.5}$$

où :

- $C_{\text{essentiel}}(t)$, $C_{\text{HVAC}}(t)$, $C_{\text{non-essentiel}}(t)$ sont les puissances demandées respectivement par les charges essentielles, le système HVAC et les charges non essentielles à l'instant t ;
- $P_{\text{essentiel}}(t)$, $P_{\text{HVAC}}(t)$, $P_{\text{non-essentiel}}(t)$ sont les puissances effectivement fournies à ces mêmes charges à l'instant t.

Ce critère permet de comparer différents scénarios ou stratégies de pilotage énergétique en fournissant une mesure synthétique de la performance énergétique globale.
Afin d'analyser plus finement la performance du système vis-à-vis de chaque type de charge, le TSG est décliné en trois sous-critères spécifiques :

- $\textbf{TSG}_{\textbf{essentiel}}$: taux de satisfaction des charges essentielles :

$$\text{TSG}_{\text{ess}} \ [\%] = \frac{\sum_t P_{\text{essentiel}}(t)}{\sum_t C_{\text{essentiel}}(t)} \times 100 \tag{5.6}$$

- **$\mathbf{TSG_{hvac}}$** : taux de satisfaction du système HVAC :

$$\mathrm{TSG}_{\mathrm{hvac}}\ [\%] = \frac{\sum_t P_{\mathrm{hvac}}(t)}{\sum_t C_{\mathrm{HVAC}}(t)} \times 100 \tag{5.7}$$

- **$\mathbf{TSG_{nonessentiel}}$** : taux de satisfaction des charges non essentielles :

$$\mathrm{TSG}_{\mathrm{non}}\ [\%] = \frac{\sum_t P_{\text{non-essentiel}}(t)}{\sum_t C_{\text{non-essentiel}}(t)} \times 100 \tag{5.8}$$

Ces sous-critères permettent de prioriser les résultats en mettant en évidence la capacité du système à satisfaire les charges critiques (essentielles), par opposition aux charges plus flexibles ou secondaires (HVAC, non essentielles).

Dans le cadre de la stratégie sans optimisation présentée en sous-section 5.3.1, les résultats obtenus pour une journée type en période estivale (simulation de 1440 pas de temps, correspondant à 24 heures) sont les suivants :

- **TSG global** : 84.52 %,
- **TSG_e** (charges essentielles) : 100.0 %,
- **TSG_cvc** (HVAC) : 99.98 %,
- **TSG_ne** (charges non essentielles) : 50.30 %.

Ces résultats traduisent une logique de priorisation stricte, dans laquelle certaines catégories (comme les charges non essentielles) sont entièrement délestées dès que la puissance disponible devient insuffisante — sans tentative de replanification ultérieure.

En revanche, grâce à l'**intégration de l'optimisation ILP avec mécanisme de replanification**, le système est capable de différer temporairement certaines demandes tout en les réintégrant dès que les conditions énergétiques le permettent. Cette approche améliore considérablement le confort utilisateur tout en garantissant une utilisation optimale des ressources disponibles. Les résultats montrent ainsi un **taux de satisfaction global de** 100 %, y compris pour les charges non essentielles. Cette amélioration est directement liée à la **capacité de replanification différée**, qui permet d'activer des équipements de moindre priorité lorsque les ressources redeviennent suffisantes, au lieu de les sacrifier entièrement comme dans la logique de délestage par catégorie.

5.4 Discussion et Perspectives

À la lumière des résultats obtenus à la section 5.3, cette section replace notre approche au regard de l'état de l'art. Nous rappelons d'abord les grandes familles de méthodes aujourd'hui mobilisées pour les microréseaux résidentiels, puis nous situons notre contribution par rapport à ces tendances, avant d'esquisser des perspectives.

La littérature récente sur les systèmes de gestion d'énergie appliqués aux microréseaux résidentiels se structure autour de deux grandes familles. La première s'appuie sur des solveurs d'optimisation déterministes (programmation linéaire entière, programmation linéaire mixte, programmation non linéaire) pour la commande pas à pas des flux énergétiques, et, en amont, sur des méta-heuristiques pour le dimensionnement des composants. Par méta-heuristique, on entend des algorithmes d'exploration stochastique (essaim particulaire, algorithmes génétiques, etc.) capables de parcourir efficacement un espace de solutions vaste afin de fixer les tailles des ressources

(surface photovoltaïque, puissance éolienne, capacité de stockage, etc.) avant l'exploitation opérationnelle [60, 234–236]. La seconde famille ajoute une couche de prédiction (réseaux LSTM, apprentissage par renforcement, parfois commande prédictive basée sur modèle) destinée à anticiper la production et/ou la demande sur un horizon glissant, de sorte à alimenter le solveur en données prévisionnelles plutôt qu'en seules mesures instantanées [237]. Dans l'ensemble, la majorité des études, menées en contexte de réseau interconnecté, optimisent le coût ou les émissions, tandis que les scénarios hors réseau ou à réseau instable, et plus encore la commande industrielle temps réel (automates programmables, Grafcet), restent peu documentés [238].

Plusieurs travaux montrent qu'un ordonnancement horaire combiné à un dimensionnement par méta-heuristique réduit significativement le coût total tout en augmentant l'autoconsommation [60]. Les stratégies fondées sur la réponse à la demande, associées à des méta-heuristiques sous tarification dynamique (heures creuses/heures pleines ou prix en temps réel), confirment des baisses de coût substantielles et une meilleure valorisation du couple photovoltaïque/batterie [234, 235]. L'introduction du véhicule électrique (alimentation bidirectionnelle vers le domicile ou le réseau) constitue par ailleurs une réserve mobile efficace pour lisser les déficits et accroître l'autonomie énergétique, que ce soit via des règles heuristiques ou au sein d'algorithmes d'optimisation [239, 240]. Enfin, les architectures hybrides combinant prédiction et optimisation renforcent la robustesse face à l'intermittence, mais demeurent le plus souvent évaluées en simulation et en contexte de réseau stable [237, 241, 242]. Plusieurs revues soulignent d'ailleurs la rareté des validations expérimentales en temps réel et des implémentations industrielles de bas niveau [237, 238].

Au regard de cet état de l'art, notre contribution se distingue à trois niveaux. Premièrement, la couche temps réel repose sur un automate programmable industriel (API) commandé en Grafcet, assurant la sûreté (priorisation du délestage, seuils de charge de la batterie, secours par générateur diesel). L'ensemble est co-simulé avec `Simulink` via le protocole OPC, avec une synchronisation d'horloge garantissant la cohérence des états (batterie, carburant), un verrou technique rarement levé dans les travaux existants [238]. Deuxièmement, la couche d'optimisation (programmation linéaire entière) s'exécute en ligne et introduit deux mécanismes complémentaires : le maintien des cycles de fonctionnement pour éviter les interruptions d'équipements, et la replanification différée des charges non satisfaites. Troisièmement, l'évaluation s'appuie sur un indicateur opérationnel de continuité de service (temps de service garanti), particulièrement pertinent en contexte de réseau instable : nous passons de 84.52 % sous API seul à 100 % avec l'optimisation, le maintien et la replanification (voir sous-section 5.3.3), là où la plupart des études privilégient des indicateurs de coût ou d'émissions en environnement connecté au réseau [60, 234, 235].

Ces éléments ouvrent des perspectives immédiates et cohérentes avec les tendances actuelles : (i) intégrer une couche de prédiction (réseau LSTM ou commande prédictive) pour fiabiliser en amont la soutenabilité des cycles, (ii) étendre la fonction objectif à un second critère (coût ou émissions de CO_2), et (iii) lorsque l'infrastructure le permet, activer l'alimentation bidirectionnelle véhicule-domicile ou véhicule-réseau afin d'augmenter la flexibilité globale [234, 237, 239, 241].

5.5 Conclusion

Ce chapitre a présenté et évalué une architecture de contrôle hybride pour un micro-réseau résidentiel combinant photovoltaïque, éolien, batterie et groupe électrogène dans un contexte de réseau public instable. Deux couches coopèrent de façon complémentaire : une commande séquentielle robuste sur automate programmable (Grafcet) pour le temps réel (sous-section 5.3.1) et une commande par optimisation en nombres entiers pour la répartition dynamique des charges et des flux (sous-section 5.3.2). Les deux couches sont couplées via OPC avec une synchronisation d'horloge, ce qui garantit la cohérence temporelle des états de stockage et du carburant lors de la

co-simulation.

Les résultats montrent que la logique séquentielle seule assure la priorité aux charges essentielles mais au prix d'un délestage catégoriel parfois excessif. Sur une journée estivale type, le taux de satisfaction global atteint 84,52 % avec un service intégral des charges essentielles (100,0 %) et quasi intégral du CVC (99,98 %), mais seulement 50,30 % pour les charges non essentielles. L'introduction de l'optimisation en ligne, enrichie par le maintien des cycles d'équipements et la replanification différée des demandes non servies (sous-section 5.3.3), permet d'atteindre 100 % de satisfaction globale tout en améliorant l'usage des ressources renouvelables et en limitant le recours au groupe diesel au strict rôle de secours. L'ensemble confirme l'intérêt d'une orchestration conjointe entre sûreté temps réel et allocation optimale.

Au plan méthodologique, la contribution tient en trois points principaux : (I) l'usage d'un automate industriel piloté en Grafcet, interfacé avec le modèle énergétique via OPC et synchronisation stricte, (II) une optimisation en nombres entiers exécutée en ligne intégrant des mécanismes opérationnels de maintien de cycle et de replanification, (III) l'emploi d'un indicateur de continuité de service (taux de satisfaction global) adapté aux contextes de réseau instable. Cette combinaison offre un cadre reproductible et industrialisable pour le pilotage fin de micro-réseaux résidentiels.

Enfin, plusieurs axes d'amélioration découlent naturellement des analyses menées ici : intégrer des prévisions de production et de demande pour sécuriser la soutenabilité des cycles, étendre la fonction objectif à des critères économiques et environnementaux, et exploiter des flexibilités supplémentaires lorsque l'infrastructure est disponible (par exemple, l'échange bidirectionnel avec un véhicule électrique). La synthèse de ces résultats et leur mise en perspective globale sont présentées dans la conclusion générale du manuscrit.

Conclusion générale

Ce manuscrit a abordé la gestion énergétique d'un bâtiment résidentiel placé dans un contexte de réseau public instable, depuis la problématisation et l'état de l'art jusqu'à l'implémentation de stratégies de contrôle avancées et leur validation. L'objectif visé était double : garantir la continuité d'alimentation et le confort tout en valorisant au mieux les ressources locales et la flexibilité des usages.

Les contributions majeures se structurent autour de deux axes complémentaires. Dans le **chapitre 4**, une *commande prédictive neuronale* (NNMPC) a été conçue pour les systèmes CVC et intégrée dans une chaîne complète de modélisation–contrôle–simulation. Le modèle de prédiction a été appris à partir de simulations thermiques dynamiques, puis inséré dans une MPC évaluée à l'échelle de la pièce et du bâtiment. L'algorithme a été embarqué sur une carte PYNQ et connecté au simulateur via MQTT pour une évaluation en boucle fermée. Les résultats montrent des **réductions d'énergie de 25 à 40 %** selon saisons et années, une tenue de la température proche de la consigne (écarts majoritairement contenus autour de $\pm 0{,}5^{\circ}$C) et des distributions PMV centrées sur la zone de confort, démontrant la capacité de la NNMPC à arbitrer consommation et confort avec des horizons et contraintes réalistes. Cette contribution établit la faisabilité de l'implémentation embarquée et son apport à la performance énergétique.

Dans le **chapitre 5**, l'échelle est élargie au *microréseau résidentiel* avec une **architecture bi-couche** : une couche séquentielle robuste sur automate (Grafcet) pour la sûreté, la continuité et le délestage priorisé, et une couche d'optimisation en ligne formulée en *programmation linéaire en nombres entiers* pour la sélection instantanée des charges sous contrainte de puissance disponible. Deux mécanismes originaux ont été introduits et validés : *maintien de cycle* pour éviter les arrêts prématurés d'équipements et *replanification différée* des demandes non servies afin d'exploiter les créneaux de surplus. Le couplage fin PLC–optimisation (synchronisation d'horloge, échanges OPC) a permis d'éviter les bascules intempestives et de mieux utiliser les ressources locales. À l'appui, le *taux de satisfaction global* est passé d'environ **84,52 %** avec la seule logique PLC à **100 %** avec l'optimisation et les mécanismes proposés, tout en limitant le recours au groupe électrogène et sans dégrader la sûreté.

Pris ensemble, ces résultats montrent qu'une **stratégie intégrée**—contrôle prédictif des usages CVC côté bâtiment et optimisation bi-couche côté microréseau—**améliore significativement la qualité de service** et la valorisation des ressources locales dans des contextes d'instabilité du réseau. L'articulation entre modèles de prédiction, optimisation sous contraintes et exécution temps réel a été concrètement établie, du prototype embarqué jusqu'au pilotage global avec indicateurs opérationnels.

Des **limites** demeurent et ouvrent des perspectives : prise de décision principalement instantanée sans couche de prévision conjointe production–demande, fonction objectif encore centrée sur la continuité et l'énergie sans agrégation explicite de critères économiques et environnementaux.

Les perspectives ouvertes par ce travail s'inscrivent dans une logique de maturation technologique. L'intégration d'une couche prédictive unifiée à horizon glissant, l'introduction d'objectifs multi-critères incluant coût actualisé et émissions de CO_2, la modélisation explicite de l'incertitude et du vieillissement des équipements, ainsi que l'extension vers des architectures multi-logements coordonnés constituent des prolongements naturels. Sur le plan industriel, la consolidation de l'interopérabilité (protocoles normalisés), la validation sur démonstrateurs semi-réels et l'intégra-

tion de flexibilités supplémentaires telles que l'échange bidirectionnel avec véhicule électrique représentent des étapes clés vers un déploiement à grande échelle. Les prolongements incluent également l'extension vers des **bâtiments industriels**, où la régulation est plus critique et les systèmes plus complexes. Cette généralisation exigera une optimisation multi-critères plus stricte, une gestion explicite des incertitudes et une validation sur démonstrateurs représentatifs.

En synthèse, la combinaison d'une NNMPC embarquée pour les usages CVC (chapitre 4) et d'une optimisation bi-couche pour le microréseau (chapitre 5) constitue une voie opérationnelle et reproductible vers des bâtiments et quartiers plus résilients, sobres et confortables, prête à être déclinée vers des démonstrateurs à plus grande échelle.

Bibliographie

[1] "The energy progress report." Available at : https://trackingsdg7.esmap.org/results.

[2] "Clean Energy Investment for Development in Africa – Analysis." Available at : https://www.iea.org/reports/clean-energy-investment-for-development-in-africa, June 2024.

[3] "A sustainable recovery plan for the energy sector – Sustainable Recovery – Analysis." Available at : https://www.iea.org/reports/sustainable-recovery/a-sustainable-recovery-plan-for-the-energy-sector.

[4] "World Energy Investment 2024 – Analysis." Available at : https://prod.iea.org/reports/world-energy-investment-2024, June 2024.

[5] "Africa Energy Outlook 2019 – Analysis." Available at : https://www.iea.org/reports/africa-energy-outlook-2019, Nov. 2019.

[6] "Financing Clean Energy in Africa – Analysis." Available at : https://www.iea.org/reports/financing-clean-energy-in-africa, Sept. 2023.

[7] "Clean Energy Transitions in North Africa – Analysis." Available at : https://www.iea.org/reports/clean-energy-transitions-in-north-africa, Sept. 2020.

[8] "Final energy consumption of buildings relative to other sectors, 2022 – charts – data & statistics." Available at : https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/final-energy-consumption-of-buildings-relative-to-other-sectors-2022.

[9] "Energy Efficiency and Renewable Energy Handbook | D. Yogi Goswami, Fra."

[10] "Clean Energy Transitions in the Greater Horn of Africa – Analysis." Available at : https://www.iea.org/reports/clean-energy-transitions-in-the-greater-horn-of-africa, Oct. 2022.

[11] S. Wang and X. Xu, "Simplified building model for transient thermal performance estimation using GA-based parameter identification," *International Journal of Thermal Sciences*, vol. 45, pp. 419–432, Apr. 2006.

[12] R. Taher, W. A. Abdelkader, and A. A. A. Fahim, "Sustainable Building : To Achieve Thermal Comfort in Highly Glazed Buildings Using Smart Glass," *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, vol. 1113, p. 012021, Dec. 2022.

[13] "Renewable capacity statistics 2024." Available at : https://www.irena.org/Publications/2024/Mar/Renewable-capacity-statistics-2024.

[14] "Final energy consumption of buildings relative to other sectors, 2022 – Charts – Data & Statistics." Available at https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/final-energy-consumption-of-buildings-relative-to-other-sectors-2022.

[15] "AMEE | Energy efficiency in buildings." Available at https://www.amee.ma/en/node/118.

[16] "Réglementation thermique RT2012 | ministère du partenariat avec les territoires et de la décentralisation ministère de la transition écologique, de l'Énergie, du climat et de la prévention des risques ministère du logement et de la rénovation urbaine." Available at : https://www.ecologie.gouv.fr/politiques-publiques/reglementation-thermique-rt2012.

[17] A. Ioannou and L. Itard, "Energy performance and comfort in residential buildings : Sensitivity for building parameters and occupancy," *Energy and Buildings*, vol. 92, pp. 216–233, Apr. 2015.

[18] A. S. Irshad and A. G. Noori, "Evaluating the effects of passive cooling and heating techniques on building energy consumption in Kandahar using CLTD method," *Materials Today : Proceedings*, vol. 57, pp. 595–602, 2022.

[19] Y. Yoon, B. Seo, and S. Cho, "Potential Cooling Energy Savings of Economizer Control and Artificial-Neural-Network-Based Air-Handling Unit Discharge Air Temperature Control for Commercial Building," *Buildings*, vol. 13, p. 1174, Apr. 2023.

[20] M. De Sousa, M. W. Muhieldeen, J. Lau, W. Y. Tey, T. K. Hou, and U. Z. A. Rahman, "Polyethylene Bubble Aluminium SB250-FR+ for Reduced Energy Consumption Building : An Experimental Study," in *Technological Advancement in Mechanical and Automotive Engineering* (M. Y. Ismail, M. S. Mohd Sani, S. Kumarasamy, M. A. Hamidi, and M. S. Shaari, eds.), pp. 685–693, Singapore : Springer Nature Singapore, 2023. Series Title : Lecture Notes in Mechanical Engineering.

[21] M. H. Hadini, O. C. Dewi, N. S. D. Putra, and T. Hanjani, "Heat gain reduction and cooling energy minimization through building envelope material," *ARTEKS : Jurnal Teknik Arsitektur*, vol. 8, pp. 73–82, Apr. 2023.

[22] A. Boyano, P. Hernandez, and O. Wolf, "Energy demands and potential savings in European office buildings : Case studies based on EnergyPlus simulations," *Energy and Buildings*, vol. 65, pp. 19–28, Oct. 2013.

[23] B. Chegari, M. Tabaa, F. Moutaouakkil, E. Simeu, and H. Medromi, "Local energy self-sufficiency for passive buildings : Case study of a typical moroccan building," vol. 29, p. 101164.

[24] L. Pérez-Lombard, J. Ortiz, and C. Pout, "A review on buildings energy consumption information," *Energy and Buildings*, vol. 40, no. 3, pp. 394–398, 2008.

[25] I. Yilmaz, *An Automated Building Energy Model Calibration Workflow to Improve Indoor Climate Controls*. Master of Applied Science, Carleton University, Ottawa, Ontario, 2022.

[26] "Article 1 - arrêté du 10 avril 1974 relatif à l'isolation thermique et au réglage automatique des installations de chauffage dans les bâtiments d'habitation. - légifrance." Available at : https://www.legifrance.gouv.fr/loda/article_lc/LEGIARTI000006827917/1974-04-18/#LEGIARTI000006827917.

[27] "Historique des réglementations thermiques." Available at : https://www.e-rt2012.fr/explications/generalites/precedentes-reglementations-thermiques/.

[28] "Il était une fois les réglementations thermiques...." Available at : https://web.archive.org/web/20171227122024/https://travaux.edf.fr/construction-et-renovation/la-reglementation-thermique-2012/il-etait-une-fois-les-reglementations-thermiques.

[29] "Légifrance - publications officielles - journal officiel - JORF n° 0083 du 08/04/1988 (accès protégé)." Available at : https://www.legifrance.gouv.fr/download/securePrint?token=DRsKw94Pks2waXkEuDBY&pagePdf=20.

[30] "RT 2000 : objectifs, historique, mise en place, règles | choisir.com." Available at : https://www.choisir.com/energie/articles/143157/rt-2000-retour-sur-la-quatrieme-reglementation-thermique-francaise.

[31] "Les principes de la réglementation thermique 2000." Available at : https://www.rt2000-chauffage.com/la-reglementation-thermique-2000-et-ses-principes/.

[32] “Légifrance - publications officielles - journal officiel - JORF n° 0121 du 25/05/2006.” Available at : https://www.legifrance.gouv.fr/download/pdf?id=4A3OyIUbgRc78kOFROHXnChr-pozVDx7PfQAR7cq3Us=.

[33] “Légifrance - publications officielles - journal officiel - JORF n° 0250 du 27/10/2010.” Available at : https://www.legifrance.gouv.fr/download/pdf?id=D4LmVBTvy_l-Kcq0vhICuGSwOeCkt4FYJF3AsstU8dc=.

[34] “Neufassung des energieeinsparungsgesetzes,” no. 56, p. 2684.

[35] “Gesetz zur förderung erneuerbarer energien im wärmebereich (erneuerbare-energien-wärmegesetz - EEWärmeG),” no. 36, p. 1658.

[36] “Documento básico he ahorro de energía.” Available at : https://www.codigotecnico.org/pdf/Documentos/HE/DBHE.pdf.

[37] “Conservation of fuel and power.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20141202124305mp_/https://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_ADL_1995.pdf.

[38] “The building regulations 2000.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20141202124314mp_/https://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_ADL1_2002.pdf.

[39] “L1a work in new dwellings.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20141202124242mp_/https://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_ADL1Adraft_2006.pdf.

[40] “Domestic heating compliance guide.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20141202124404mp_/https://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_PTL_DOMHEAT_2006.pdf.

[41] “L1b conservation of fuel and power in existing dwellings.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20141202124304mp_/https://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_AD_L1B_2010.pdf.

[42] “L1a conservation of fuel and power in new dwellings.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20141202124319mp_/https://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_AD_L1A_2010.pdf.

[43] “L1b conservation of fuel and power in existing dwellings.” Available at : https://webarchive.nationalarchives.gov.uk/ukgwa/20150601170957mp_/http://www.planningportal.gov.uk/uploads/br/BR_PDF_AD_L1B_2015.pdf.

[44] “Approved_document_l__conservation_of_fuel_and_power__volume_1_dwellings__2021_edition_incorporatin Available at : https://assets.publishing.service.gov.uk/media/662a2e3e55e1582b6ca7e592/Approved_Document_L__Conservation_of_fuel_and_power__Volume_1_Dwellings__2021_edition_incorporating_2023_amendments.pdf.

[45] T. R. Writer, Rise, “What is the international energy conservation code (IECC).” Available at : https://buildwithrise.com/stories/the-international-energy-conservation-code-iecc.

[46] “2021 building energy efficiency standards summary,”

[47] Conseil National De Recherches Du Canada and Régie Du Bâtiment Du Québec, “Code de construction du québec, chapitre i : Bâtiment, et code national du bâtiment : Canada 2010 (modifié).” Artwork Size : 1231 p. Pages : 1231 p.

[48] Commission Canadienne Des Codes Du Bâtiment Et De Prévention Des Incendies, “Code national du bâtiment : Canada : 2015.” Artwork Size : v. 1, 746 p. ; v. 2, 753 p. Pages : v. 1, 746 p. ; v. 2, 753 p.

[49] Commission Canadienne Des Codes Du Bâtiment Et De Prévention Des Incendies, "Code national du bâtiment : Canada : 2020." Artwork Size : v. 1, 834 p. ; v. 2, 769 p. Pages : v. 1, 834 p. ; v. 2, 769 p.

[50] S. Canada, "Le plan de réduction des émissions du canada pour 2030 - annexe 1." Available at : https://www.canada.ca/fr/services/environnement/meteo/changementsclimatiques/plan-climatique/survol-plan-climatique/reduction-emissions-2030/plan/annexe-1.html. Last Modified : 2022-06-22.

[51] "Les rÉglementations de la construction en afrique subsaharienne." Available at : https://documents1.worldbank.org/curated/en/099030624120030421/pdf/P15083513b28130481b6d416e2067c90edd.pdf.

[52] "L'efficacité énergétique des bâtiments en afrique du sud." Available at : https://www.tresor.economie.gouv.fr/Articles/75d34e2c-e4d4-4abe-a7eb-9ca22223f7e3/files/6f7460bf-4f2a-4476-81ed-de9d7ec57f63.

[53] "Reglementation senegal janvier 2021." Available at : https://www.peeb.build/imglib/downloads/PEEB_FDR_Reglementation_Senegal_VF%20janvier%202021.pdf.

[54] "Le règlement thermique de construction au maroc." Available at : https://www.amee.ma/sites/default/files/inline-files/Le%20reglement%20thermique.pdf.

[55] "Reglement thermique de construction au maroc." Available at : https://www.amee.ma/sites/default/files/inline-files/Reglement_thermique_de_construction_au_Maroc.pdf.

[56] "Guide technique de l'isolation thermique." Available at : https://ordrearchicentre.org/wp-content/uploads/2020/05/Guide-Technique-de-lIsolation-Thermique_compressed.pdf.

[57] H. Mastouri, B. Benhamou, H. Hamdi, and K. Limam, "Effects of three passive techniques on thermal performance of a building in marrakech region," in *2014 International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, pp. 419–424. ISSN : 2380-7393.

[58] B. Benhamou and A. Bennouna, "Energy performances of a passive building in marrakech : Parametric study," vol. 42, pp. 624–632.

[59] B. Chegari, M. Tabaa, E. Simeu, F. Moutaouakkil, and H. Medromi, "Multi-objective optimization of building energy performance and indoor thermal comfort by combining artificial neural networks and metaheuristic algorithms," vol. 239, p. 110839.

[60] A. Chakir, M. Tabaa, F. Moutaouakkil, H. Medromi, M. Julien-Salame, A. Dandache, and K. Alami, "Optimal energy management for a grid connected PV-battery system," vol. 6, pp. 218–231.

[61] D. Guyot, F. Giraud, F. Simon, D. Corgier, C. Marvillet, and B. Tremeac, "Overview of the use of artificial neural networks for energy-related applications in the building sector," *International Journal of Energy Research*, p. er.4706, July 2019.

[62] H. Bastida, C. E. Ugalde-Loo, M. Abeysekera, M. Qadrdan, and J. Wu, "Thermal Dynamic Modelling and Temperature Controller Design for a House," *Energy Procedia*, vol. 158, pp. 2800–2805, Feb. 2019.

[63] M. E.-S. M. Essa, "Identification and temperature control for thermal model of a house based on model predictive control tuned by cuckoo search algorithm," in *2019 15th International Computer Engineering Conference (ICENCO)*, pp. 144–149. ISSN : 2475-2320.

[64] H. Qin, Z. Yu, T. Li, X. Liu, and L. Li, "Heating Control Strategy Based on Dynamic Programming for Building Energy Saving and Emission Reduction," *International Journal of Environmental Research and Public Health*, vol. 19, p. 14137, Oct. 2022.

[65] M. Ala'raj, M. Radi, M. F. Abbod, M. Majdalawieh, and M. Parodi, "Data-driven based HVAC optimisation approaches : A systematic literature review," vol. 46, p. 103678. Publisher : Elsevier BV.

[66] H. Huang, L. Chen, and E. Hu, "A neural network-based multi-zone modelling approach for predictive control system design in commercial buildings," vol. 97, pp. 86–97.

[67] J. W. Moon and S. K. Jung, "Development of a thermal control algorithm using artificial neural network models for improved thermal comfort and energy efficiency in accommodation buildings," vol. 103, pp. 1135–1144.

[68] M. Macarulla, M. Casals, N. Forcada, and M. Gangolells, "Implementation of predictive control in a commercial building energy management system using neural networks," vol. 151, pp. 511–519.

[69] Q. Yang, J. Zhu, X. Xu, and J. Lu, "Simultaneous control of indoor air temperature and humidity for a chilled water based air conditioning system using neural networks," vol. 110, pp. 159–169.

[70] S. Soyguder, "Intelligent system based on wavelet decomposition and neural network for predicting of fan speed for energy saving in HVAC system," vol. 43, no. 4, pp. 814–822.

[71] A. Erfani, A. Rajabi-Ghahnaviyeh, and M. Boroushaki, "Design and construction of a non-linear model predictive controller for building's cooling system," vol. 133, pp. 237–245.

[72] F. Villano, G. M. Mauro, and A. Pedace, "A review on machine/deep learning techniques applied to building energy simulation, optimization and management," vol. 4, no. 1, pp. 100–139. Number : 1 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[73] J.-H. Noh and J.-H. Lee, "Development of a DNN model using calibrated simulation for the optimal control of HVAC systems," vol. 319, p. 114516.

[74] D. Palaić, I. Štajduhar, S. Ljubic, and I. Wolf, "Development, calibration, and validation of a simulation model for indoor temperature prediction and HVAC system fault detection," vol. 13, no. 6, p. 1388.

[75] T. Xiao and F. You, "Building thermal modeling and model predictive control with physically consistent deep learning for decarbonization and energy optimization," vol. 342, p. 121165.

[76] M. Uddin, "Smart strategies for building energy efficiency : integrating occupancy-based HVAC control and machine learning predictions."

[77] Y. Chen, L. K. Norford, H. W. Samuelson, and A. Malkawi, "Optimal control of HVAC and window systems for natural ventilation through reinforcement learning," *Energy and Buildings*, vol. 169, pp. 195–205, June 2018.

[78] Q. Fu, X. Chen, S. Ma, N. Fang, B. Xing, and J. Chen, "Optimal control method of HVAC based on multi-agent deep reinforcement learning," *Energy and Buildings*, vol. 270, p. 112284, Sept. 2022.

[79] V. F. Sánchez-Zabala and T. Gómez-Acebo, "Building energy performance metamodels for district energy management optimisation platforms," vol. 21, p. 100512.

[80] Y. Yadav and A. Kowli, "Data-driven simulation for energy and local comfort optimization : Case study of a laboratory," *Journal of Building Engineering*, vol. 54, p. 104612, Aug. 2022.

[81] T. Rasku, T. Lastusilta, A. Hasan, R. Ramesh, and J. Kiviluoma, "Economic model-predictive control of building heating systems using backbone energy system modelling framework," vol. 13, no. 12, p. 3089. Number : 12 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[82] X. Chen, X. Cai, A. Kümpel, D. Müller, and P. Geyer, "A dynamic feedforward control strategy for energy-efficient building system operation."

[83] I. Hazyuk, C. Ghiaus, and D. Penhouet, "Optimal temperature control of intermittently heated buildings using model predictive control : Part II – control algorithm," vol. 51, pp. 388–394.

[84] T. Zhang, M. P. Wan, B. F. Ng, and S. Yang, "Model predictive control for building energy reduction and temperature regulation," in *2018 IEEE Green Technologies Conference (GreenTech)*, pp. 100–106. ISSN : 2166-5478.

[85] S. Yang, W. Chen, and M. P. Wan, "A machine-learning-based event-triggered model predictive control for building energy management," vol. 233, p. 110101.

[86] P. Bahramnia, S. M. Hosseini Rostami, J. Wang, and G.-j. Kim, "Modeling and Controlling of Temperature and Humidity in Building Heating, Ventilating, and Air Conditioning System Using Model Predictive Control," *Energies*, vol. 12, p. 4805, Dec. 2019.

[87] X. Chen, Q. Wang, and J. Srebric, "Model predictive control for indoor thermal comfort and energy optimization using occupant feedback," *Energy and Buildings*, vol. 102, pp. 357–369, Sept. 2015.

[88] S. R. West, J. K. Ward, and J. Wall, "Trial results from a model predictive control and optimisation system for commercial building HVAC," vol. 72, pp. 271–279.

[89] R. Bălan, J. Cooper, K.-M. Chao, S. Stan, and R. Donca, "Parameter identification and model based predictive control of temperature inside a house," *Energy and Buildings*, vol. 43, pp. 748–758, Feb. 2011.

[90] J. Álvarez, J. Redondo, E. Camponogara, J. Normey-Rico, M. Berenguel, and P. Ortigosa, "Optimizing building comfort temperature regulation via model predictive control," *Energy and Buildings*, vol. 57, pp. 361–372, Feb. 2013.

[91] K. Bamdad, N. Mohammadzadeh, M. Cholette, and S. Perera, "Model predictive control for energy optimization of HVAC systems using EnergyPlus and ACO algorithm," vol. 13, no. 12, p. 3084. Number : 12 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[92] Y. Xue, B. Dong, Z. Zhang, and X. Gao, "Deep learning-based model predictive control for energy saving and consumption reduction in HVAC systems," in *2023 9th International Conference on Computer and Communications (ICCC)*, pp. 2233–2238, IEEE.

[93] L. Wang, "MPC optimization algorithm and strategy for HVAC system under smart city construction," vol. 25, no. 6.

[94] P. Stoffel, C. Löffler, S. Eser, A. Kümpel, and D. Müller, "Combining data-driven and physics-based process models for hybrid model predictive control of building energy systems," in *2022 30th Mediterranean Conference on Control and Automation (MED)*, pp. 121–126. ISSN : 2473-3504.

[95] S. A. Vaghefi, M. A. Jafari, J. Zhu, J. Brouwer, and Y. Lu, "A hybrid physics-based and data driven approach to optimal control of building cooling/heating systems," vol. 13, no. 2, pp. 600–610. Conference Name : IEEE Transactions on Automation Science and Engineering.

[96] S. Promchaiwattana and D. Banjerdpongchai, "Design of supervisory model predictive control for building HVAC system subject to time-varying operating points," in *2022 22nd International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, pp. 1404–1409. ISSN : 2642-3901.

[97] S. Yang, M. P. Wan, W. Chen, B. F. Ng, and S. Dubey, "Model predictive control with adaptive machine-learning-based model for building energy efficiency and comfort optimization," *Applied Energy*, vol. 271, p. 115147, Aug. 2020.

[98] R. Eini and S. Abdelwahed, "Learning-based Model Predictive Control for Smart Building Thermal Management," in *2019 IEEE 16th International Conference on Smart Cities : Improving Quality of Life Using ICT & IoT and AI (HONET-ICT)*, (Charlotte, NC, USA), pp. 038–042, IEEE, Oct. 2019.

[99] L. Ferrarini and S. Rastegarpour, "Neural network predictive schemes for building temperature control : a comparative study," in *2022 IEEE 18th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, (Mexico City, Mexico), pp. 1274–1280, IEEE, Aug. 2022.

[100] Y. Li and L. Liu, "Physics-informed neural network-based nonlinear model predictive control for automated guided vehicle trajectory tracking," vol. 15, no. 10, p. 460.

[101] X. Zhang, X. Wang, H. Zhang, Y. Ma, S. Chen, C. Wang, Q. Chen, and X. Xiao, "Hybrid model-free control based on deep reinforcement learning : An energy-efficient operation strategy for HVAC systems," vol. 96, p. 110410.

[102] P. Stoffel, M. Berktold, and D. Müller, "Real-life data-driven model predictive control for building energy systems comparing different machine learning models," vol. 305, p. 113895.

[103] Y. Balali, A. Chong, A. Busch, and S. O'Keefe, "Energy modelling and control of building heating and cooling systems with data-driven and hybrid models—A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 183, p. 113496, Sept. 2023.

[104] A. Esmaeilzadeh, B. Deal, A. Yousefi-Koma, and M. R. Zakerzadeh, "How Multi-Criterion Optimized Control Methods Improve Effectiveness of Multi-Zone Building Heating System Upgrading," *Energies*, vol. 15, p. 8675, Nov. 2022.

[105] A. Foucquier, S. Robert, F. Suard, L. Stéphan, and A. Jay, "State of the art in building modelling and energy performances prediction : A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 23, pp. 272–288, July 2013.

[106] O. T. Ogunsola and L. Song, "Application of a simplified thermal network model for real-time thermal load estimation," *Energy and Buildings*, vol. 96, pp. 309–318, June 2015.

[107] H. İ. Tol and H. B. Madessa, "Development of a white-box dynamic building thermal model integrated with a heating system," *Journal of Building Engineering*, vol. 68, p. 106038, June 2023.

[108] "Energyplus documentation." Available at https://energyplus.net/assets/nrel_custom/pdfs/pdfs_v24.2.0/EngineeringReference.pdf.

[109] J. E. Seem, "Modeling of heat transfer in buildings." Accepted : 2007-05-14T14 :41 :54Z Publisher : University of Wisconsin-Madison.

[110] S. Dong, J. Chen, C. Lv, T. Yuan, Y. Liu, X. Huang, and Z. Liu, "A review of the building heating system integrated with the heat pipe," vol. 12, no. 10, p. 2218. Number : 10 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[111] O. Gök, N. Y. Çam, E. Alptekin, M. A. Ezan, and A. Erek, "Development of an integrated underfloor heating system model in TRNSYS and performance assessments," vol. 84, p. 110993.

[112] P. Stoffel, P. Henkel, M. Rätz, A. Kümpel, and D. Müller, "Safe operation of online learning data driven model predictive control of building energy systems," vol. 14, p. 100296.

[113] Y. Ming, J. Cao, and S. Cai, "Coordinated operation and control in energy internet using machine learning and modeling optimization," in *2023 IEEE International Conference on Energy Internet (ICEI)*, pp. 96–101.

[114] M. Gouda, S. Danaher, and C. Underwood, "Application of an Artificial Neural Network for Modelling the Thermal Dynamics of a Building ?s Space and its Heating System," *Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems*, vol. 8, pp. 333–344, Sept. 2002.

[115] G. S. Georgiou, P. Christodoulides, and S. A. Kalogirou, "Implementing artificial neural networks in energy building applications — a review," in *2018 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, pp. 1–6, IEEE.

[116] R. Santana, I. Prol-Godoy, A. Picallo-Pérez, and I. Inza, "Evolved neural networks for building energy prediction," in *2023 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence (SSCI)*, pp. 801–806. ISSN : 2472-8322.

[117] H. Szczepaniuk and E. K. Szczepaniuk, "Applications of artificial intelligence algorithms in the energy sector," vol. 16, no. 1, p. 347. Number : 1 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[118] A. Mahajan, S. Das, W. Su, and V.-H. Bui, "Bayesian-neural-network-based approach for probabilistic prediction of building-energy demands," vol. 16, no. 22, p. 9943. Number : 22 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[119] L. Morkunaite, J. Kardoka, D. Pupeikis, P. Fokaides, and V. Angelakis, "Digital twin for grey box modeling of multistory residential building thermal dynamics."

[120] M. Mkhinini and A. Dridi, "Simulating the dynamic behavior of heat exchange," in *2023 9th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)*, pp. 1273–1278. ISSN : 2576-3555.

[121] L. Ding, G. Wang, and L. Song, "Development, calibration, and validation of a novel gray-box energy model for residential split air conditioners," *Energy and Buildings*, vol. 295, p. 113271, Sept. 2023.

[122] Z. Wu, J. C. P. Cheng, and Z. Wang, "An ontology-based framework for building energy simulation in the operation phase," in *Advances in Information Technology in Civil and Building Engineering* (S. Skatulla and H. Beushausen, eds.), pp. 351–366, Springer International Publishing.

[123] C. Shen, S. Lee, C.-G. Lee, and J. Lai, "A novel framework for bayesian calibration of building energy models with sub-hourly building operational data," vol. 18 of *Building Simulation*, pp. 1039–1046, IBPSA.

[124] A. Shabani, L. Dhamo, and O. Zavalani, "Modelling Building Energy Systems using Electric Circuit Analogy," *European Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 7, pp. 56–61, Jan. 2023.

[125] L. V. Krannichfeldt, K. Orehounig, and O. Fink, "Combining physics-based and data-driven modeling for building energy systems."

[126] "Renewables 2024." Available at : https://iea.blob.core.windows.net/assets/a03ad170-d72d-4535-9af0-a621ee88804c/Renewables2024.pdf.

[127] "Part des énergies renouvelables dans l'union européenne | insee." Available at : https://www.insee.fr/fr/statistiques/4318263#graphique-figure1.

[128] "Bilan electrique marocain 2023." Available at : http://www.one.org.ma/fr/pdf/Depliant_Francais_2023.pdf.

[129] "Bilan electrique marocain 2018." Available at : http://www.one.org.ma/fr/pdf/Brochure%20Statistiques%202018FR.pdf.

[130] "Archive statistiques ONEE." Available at : https://web.archive.org/web/20191027061023/https://www.one.org.ma/fr/pages/interne.asp?esp=2&id1=10&id2=182&t2=1.

[131] "Site web officiel de l'ONEE - branche electricité." Available at : http://www.one.org.ma/fr/pages/interne.asp?esp=2&id1=4&id2=53&t2=1.

[132] J. Carrasco, L. Franquelo, J. Bialasiewicz, E. Galvan, R. PortilloGuisado, M. Prats, J. Leon, and N. Moreno-Alfonso, "Power-electronic systems for the grid integration of renewable energy sources : A survey," vol. 53, no. 4, pp. 1002–1016.

[133] M. Bashir and J. Sadeh, "Size optimization of new hybrid stand-alone renewable energy system considering a reliability index," in *2012 11th International Conference on Environment and Electrical Engineering*, pp. 989–994, IEEE.

[134] Z. Sabiri, N. Machkour, E. Kheddioui, M. B. Camara, and B. Dakyo, "DC / DC converters for photovoltaic applications-modeling and simulations," in *2014 International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, pp. 209–213, IEEE.

[135] Z. Sabiri, N. Machkour, K. El Majdoub, M. Bezza, and E. Kheddioui, "Management strategy of a hybrid renewable energy system," in *2018 Renewable Energies, Power Systems & Green Inclusive Economy (REPS-GIE)*, pp. 1–6, IEEE.

[136] D. Arcos-Aviles, J. Pascual, L. Marroyo, P. Sanchis, and F. Guinjoan, "Fuzzy logic-based energy management system design for residential grid-connected microgrids," vol. 9, no. 2, pp. 530–543.

[137] A. Chakir, M. Tabaa, F. Moutaouakkil, H. Medromi, and K. Alami, "Architecture and methodology for a grid connected PV-battery hybrid system," in *2019 7th International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, pp. 1–6, IEEE.

[138] Z. Sabiri and A. Ailane, "Smart and autonomous communication for hybrid energy management in smart grid," in *2018 Renewable Energies, Power Systems & Green Inclusive Economy (REPS-GIE)*, pp. 1–5, IEEE.

[139] M. A. Elgendy, B. Zahawi, and D. J. Atkinson, "Comparison of directly connected and constant voltage controlled photovoltaic pumping systems," vol. 1, no. 3, pp. 184–192.

[140] M. Prorok, W. B, and T. Zdanowicz, "Applicability of equivalent diode models to modeling various thin-film photovoltaic (PV) modules in a wide range of temperature and irradiance conditions," vol. 37/38.

[141] L. Shang, H. Guo, and W. Zhu, "An improved MPPT control strategy based on incremental conductance algorithm," vol. 5, no. 1, p. 14.

[142] S. Selvan, "Modeling and simulation of incremental conductance MPPT algorithm for photovoltaic applications," vol. 2, pp. 2277–1581.

[143] Y. Huang, J. Lu, C. Liu, X. Xu, W. Wang, and X. Zhou, "Comparative study of power forecasting methods for PV stations," in *2010 International Conference on Power System Technology*, pp. 1–6, IEEE.

[144] K. Ishaque, Z. Salam, H. Taheri, and A. Shamsudin, "Maximum power point tracking for PV system under partial shading condition via particle swarm optimization," in *2011 IEEE Applied Power Electronics Colloquium (IAPEC)*, pp. 5–9, IEEE.

[145] Y. Tan, D. Kirschen, and N. Jenkins, "A model of PV generation suitable for stability analysis," vol. 19, no. 4, pp. 748–755.

[146] K. Ishaque, Z. Salam, and H. Taheri, "Accurate MATLAB simulink PV system simulator based on a two-diode model," vol. 11, no. 2, pp. 179–187.

[147] M. Derick, C. Rani, M. Rajesh, M. Farrag, Y. Wang, and K. Busawon, "An improved optimization technique for estimation of solar photovoltaic parameters," vol. 157, pp. 116–124.

[148] J. A. Duffie and W. A. Beckman, *Solar engineering of thermal processes*. Wiley, 4th ed ed.

[149] "La formule pour calculer son rendement solaire." Available at https://www.energy-go.fr/conseils-travaux/photovoltaique/rendement-panneau-solaire-photovoltaique/.

[150] "Archives des panneaux solaires photovoltaïques." Available at https://www.mondialsolar.com/product-category/panneaux-solaires-photovoltaiques/.

[151] V. Tamrakar, G. S.C, and Y. Sawle, "Single-diode and two-diode pv cell modeling using matlab for studying characteristics of solar cell under varying conditions," vol. 4, no. 2, pp. 67–77.

[152] M. R. Patel, *Wind and solar power systems : design, analysis, and operation*. CRC press, 2nd ed ed.

[153] S. Karim, N. Machkour, M. Zegrari, A. Aitelmahjoub, and Z. Sabiri, "Modeling photovoltaic system using MATLAB/simulink,"

[154] M. Villalva, J. Gazoli, and E. Filho, "Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays," vol. 24, no. 5, pp. 1198–1208.

[155] G. Walker, "Evaluating MPPT converter topologies using a matlab PV model," vol. 21.

[156] S. Dimitrijev, *Principles of semiconductor devices*. The Oxford series in electrical and computer engineering, Oxford University Press, 2nd ed ed. OCLC : ocn693560725.

[157] M. A. E. Alali, Z. Sabiri, Y. B. Shtessel, and J.-P. Barbot, "Grid-connected shunt active photovoltaic filter," in *2020 IEEE 29th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, pp. 120–125, IEEE.

[158] A. Smets, *Solar Energy : The Physics and Engineering of Photovoltaic Conversion, Technologies and Systems*. Bloomsbury Publishing Plc.

[159] S. Sumathi, L. Ashok Kumar, and P. Surekha, *Solar PV and Wind Energy Conversion Systems*. Green Energy and Technology, Springer International Publishing.

[160] P. Deuflhard, *Newton methods for nonlinear problems : affine invariance and adaptive algorithms*. No. 35 in Springer series in computational mathematics, Springer.

[161] F. Dkhichi, B. Oukarfi, Y. El Kouari, D. Ouoba, A. Fakkar, and Z. Sabiri, "Performances of artificial neural network combined with perturb & observe technique in maximizing the photovoltaic system power," in *2016 International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, pp. 951–955, IEEE.

[162] P. Suwannatrai, P. Liutanakul, and P. Wipasuramonton, "Maximum power point tracking by incremental conductance method for photovoltaic systems with phase shifted full-bridge dc-dc converter," in *The 8th Electrical Engineering/ Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology (ECTI) Association of Thailand - Conference 2011*, pp. 637–640, IEEE.

[163] K. Sharma, "Simulation analysis of voltage-lift type boost converter for solar photovoltaic system," vol. 5, no. 11.

[164] O. Ezinwanne, F. Zhongwen, and L. Zhijun, "Energy performance and cost comparison of MPPT techniques for photovoltaics and other applications," vol. 107, pp. 297–303.

[165] Dzung Phan Quoc, Quang Nguyen Nhat, L. M. Phuong, L. D. Khoa, N. T. D. Vu, Anh Nguyen Bao, and H. H. Lee, "The new combined maximum power point tracking algorithm using fractional estimation in photovoltaic systems," in *2011 IEEE Ninth International Conference on Power Electronics and Drive Systems*, pp. 919–923, IEEE.

[166] M. A. G. De Brito, L. Galotto, L. P. Sampaio, G. D. A. E Melo, and C. A. Canesin, "Evaluation of the main MPPT techniques for photovoltaic applications," vol. 60, no. 3, pp. 1156–1167.

[167] S. Jain and V. Agarwal, "A new algorithm for rapid tracking of approximate maximum power point in photovoltaic systems," vol. 2, no. 1, pp. 16–19. Conference Name : IEEE Power Electronics Letters.

[168] S. R. Gundala, T. A. Devi, K. Sarada, M. Bharathi, S. G. B, K. Neelima, and K. S. Bhargavi, "Enhancing the solar water pumping efficiency through beta MPPT method-controlled drive," vol. 5, no. 1, pp. 1–13. Number : 1.

[169] M. A. G. De Brito, L. P. Sampaio, G. Luigi, G. A. E Melo, and C. A. Canesin, "Comparative analysis of MPPT techniques for PV applications," in *2011 International Conference on Clean Electrical Power (ICCEP)*, pp. 99–104, IEEE.

[170] N. Mohamed and H. A. Hamed, "A new hybrid gorilla troops optimizer with beta method for maximum power point tracking of photovoltaic system," in *2022 4th International Conference on Current Research in Engineering and Science Applications (ICCRESA)*, pp. 267–272.

[171] X. Li, H. Wen, Y. Hu, Y. Du, and Y. Yang, "A comparative study on photovoltaic MPPT algorithms under EN50530 dynamic test procedure," vol. 36, no. 4, pp. 4153–4168. Conference Name : IEEE Transactions on Power Electronics.

[172] S. Ali, S. X. Tang, J. Y. Zhang, and A. Nawaz, "Modified beta MPPT method based on actual climatic data," in *Proceedings of the 2018 International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering*, pp. 21–29, ACM.

[173] X. Li, H. Wen, Y. Hu, and L. Jiang, "A novel beta parameter based fuzzy-logic controller for photovoltaic MPPT application," vol. 130, pp. 416–427.

[174] P. P. Pulikkottil, G. Jyothi, and R. Rasheed, "Designing of MPPT solar charge controller," in *2024 Second International Conference on Smart Technologies for Power and Renewable Energy (SPECon)*, pp. 1–6, IEEE.

[175] I. Alam, S. C S, and B. N, "Fuzzy circuit MPPT for PV installations," in *2023 International Conference on Power Energy, Environment & Intelligent Control (PEEIC)*, pp. 932–935, IEEE.

[176] School of Electrical Engineering, College of Engineering, Universiti Teknologi MARA Shah Alam, Malaysia, N. A. Abdul Khani, M. I. Zakaria, M. A. T. Mat Yusoh, M. N. Kamarudin, and A. R. A.A Emhemed, "Performance evaluation of solar photovoltaic system based on perturb and observe (p&o) maximum power point tracking (MPPT) algorithm," vol. 20, pp. 135–146.

[177] Y. Ahmouda, O. Boussaid, and H. Kherfane, "An improved takagi - sugeno variable step size perturb and observe MPPT algorithm based lead acid battery charge controller for photovoltaic system," vol. 5, no. 2, pp. e7885–e7885.

[178] S. Asta Omar and B. Erkal, "Performance of the rapid convergence time for the perturb and observe MPPT algorithm by using harris hawks optimization in photovoltaic systems," pp. 1–1.

[179] A. Asnil, R. Nazir, K. Krismadinata, and M. N. Sonni, "Performance analysis of an incremental conductance MPPT algorithm for photovoltaic systems under rapid irradiance changes," pp. 1087–1094.

[180] B. Salma, J. Tarik, and L. Roa, "Maximizing solar harvest : Comparing p&o and incremental conductance MPPT methods," vol. 2, pp. 320–320.

[181] M. Shen, "Improved incremental-conductance MPPT algorithm for the photovoltaic system," in *Fourth International Conference on Machine Learning and Computer Application (ICMLCA 2023)*, vol. 13176, pp. 289–297, SPIE.

[182] A. M. NEZAM, M. K. MAHMOOD, S. M. KARIM, and A. ADDAWE, "Evaluation of incremental conductance MPPT algorithm under varying conditions," in *2024 21st International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD)*, pp. 98–103. ISSN : 2474-0446.

[183] "Comparison between MPPT p&o and MPPT fuzzy controllers for photovoltaic maximum power point tracking,"

[184] D. Ouoba, A. Fakkar, F. Dkhichi, A. Achalhi, B. Oukarfi, and Z. Sabiri, "Sizing of a photovoltaic water pumping system and improving with a fuzzy logic based maximum power point tracking in mohammedia," in *2015 3rd International Renewable and Sustainable Energy Conference (IRSEC)*, pp. 1–6, IEEE.

[185] F. F. Jaber and A. F. Abdulhasan, "Maximum power point tracking controller of PV system based on two hidden layer recurrent neural network," vol. 12, no. 2, pp. 662–668.

[186] K. V. Subathra, "Combined perturb and observe and artificial neural network approach for maximum power point tracking in photovoltaic system under uniformly shaded conditions," pp. 112–119.

[187] "Design, implementation and comparison of several neural perturb and observe MPPT methods for photovoltaic systems,"

[188] T. Dong, "Maximum power point tracking control for photovoltaic battery systems using deep q network algorithm," vol. 12, no. 3, pp. 1288–1296. Number : 3.

[189] C. B. Nzoundja Fapi, M. Lamine Touré, M.-B. Camara, and B. Dakyo, "MPPT based fractional short-circuit current - model predictive control for PV system in real weather conditions for heat-pump applications," in *2024 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*, pp. 1–6, IEEE.

[190] H. Zhou, J. Yu, D. Lu, and Y. Chen, "A MPPT method based on model predictive control for three-level flying capacitor boost," in *2024 IEEE 7th International Electrical and Energy Conference (CIEEC)*, pp. 1438–1443, IEEE.

[191] A. Chakir, M. Tabaa, F. Moutaouakkil, H. Medromi, and K. Alami, "Compartive study of MPPT methods for PV systems : Case of moroccan house," in *2018 30th International Conference on Microelectronics (ICM)*, pp. 311–314, IEEE.

[192] M. Rehan and M. M. A. Awan, "Optimization of MPPT perturb and observe algorithm for a standalone solar PV system," vol. 43, no. 3, pp. 136–149. Number : 3.

[193] K. S. Tey and S. Mekhilef, "Modified incremental conductance MPPT algorithm to mitigate inaccurate responses under fast-changing solar irradiation level," vol. 101, pp. 333–342.

[194] M. Stiebler, *Wind energy systems for electric power generation*. Green energy and technology, Springer.

[195] R. Kumar, C. Sekhar, S. Manna, and A. K. Akella, "Implementation of complete vector control for DFIG based wind turbine," in *Recent Advances in Power Electronics and Drives* (S. Kumar, B. Singh, and A. K. Singh, eds.), pp. 221–232, Springer Nature.

[196] X. Ding and H. Chen, "Data-driven dynamic modeling methods for offshore wind turbine generators," in *The proceedings of the 10th Frontier Academic Forum of Electrical Engineering (FAFEE2022)* (X. Dong, Q. Yang, and W. Ma, eds.), pp. 947–956, Springer Nature.

[197] X. Zhao, X. Jiang, W. Zhu, and Y. Li, "Semi-analytic solutions for the bending-bending-torsion coupled forced vibrations of a rotating wind turbine blade by means of green's functions," in *Advances in Nonlinear Dynamics, Volume I* (W. Lacarbonara, ed.), pp. 85–96, Springer Nature Switzerland.

[198] L. Gao, C. Milliren, T. Dasari, A. A. Knoll, and J. Hong, "Catch the wind : Optimizing wind turbine power generation by addressing wind veer effects," vol. 3, no. 11, p. pgae480.

[199] L. Schena, "Wind turbine control using machine learning techniques," in *8th European Congress on Computational Methods in Applied Sciences and Engineering*, CIMNE.

[200] A. P. Chiriță, I. M. Ştefu, I. M. Baciu, R. Rădoi, and A. M. Popescu, "Power control of a wind turbine using an electrohydraulically controlled active pitch control mechanism," vol. 1262, no. 1, p. 012078. Publisher : IOP Publishing.

[201] H. Abdelfattah, S. A. Eisa, and P. Stechlinski, "A new nonsmooth optimal control framework for wind turbine power systems."

[202] M. R. Machado and M. Dutkiewicz, "Enhancing vibration attenuation in offshore wind turbine with multiphysics mechanical metamaterial," vol. 13, pp. 1780–1801.

[203] L. Saihi and B. Berbaoui, "Hybrid sliding mode-ANN control for UPQC in wind turbine systems under real variable speeds in adrar, algeria," p. 0309524X241292373. Publisher : SAGE Publications.

[204] M. Borunda, R. Garduno, J. De La Cruz Soto, and R. A. Figueroa Díaz, "Intelligent control of an experimental small-scale wind turbine," vol. 17, no. 22, p. 5656.

[205] "Énergies renouvelables." Available at https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/edition-numerique/chiffres-cles-energie-2024/16-energies-renouvelables.php.

[206] Xiang-Dong Sun, Kang-Hoon Koh, Byung-Gyu Yu, and M. Matsui, "Fuzzy-logic-based v/f control of an induction motor for a DC grid power-leveling system using flywheel energy storage equipment," vol. 56, no. 8, pp. 3161–3168.

[207] H. He, R. Xiong, and J. Fan, "Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach," vol. 4, no. 4, pp. 582–598.

[208] "Stations de transfert d'Énergie par pompage (STEP)." Available at https://www.connaissancedesenergies.org/fiche-pedagogique/hydroelectricite-stations-de-transfert-denergie-par-pompage-step.

[209] Ma, Liu, and Shang, "A Building Information Model (BIM) and Artificial Neural Network (ANN) Based System for Personal Thermal Comfort Evaluation and Energy Efficient Design of Interior Space," *Sustainability*, vol. 11, p. 4972, Sept. 2019.

[210] M. T. Hagan, H. B. Demuth, and O. D. Jesús, "An introduction to the use of neural networks in control systems," *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 12, pp. 959–985, Sept. 2002.

[211] K. Patan, *Robust and Fault-Tolerant Control : Neural-Network-Based Solutions*, vol. 197 of *Studies in Systems, Decision and Control*. Cham : Springer International Publishing, 2019.

[212] M. A. Shahin, H. R. Maier, and M. B. Jaksa, "Data Division for Developing Neural Networks Applied to Geotechnical Engineering," *Journal of Computing in Civil Engineering*, vol. 18, pp. 105–114, Apr. 2004.

[213] B. Wang, J. Jiao, and Z. Xue, "Implementation of Continuous Control Set Model Predictive Control Method for PMSM on FPGA," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 12414–12425, 2023.

[214] R. Babojelic, B. V. Belina, S. Iles, and J. Matusko, "FPGA Implementation of Set-based Model Predictive Control," in *2022 45th Jubilee International Convention on Information, Communication and Electronic Technology (MIPRO)*, (Opatija, Croatia), pp. 147–152, IEEE, May 2022.

[215] F. Dong, X. Li, K. You, and S. Song, "Standoff Tracking Using DNN-Based MPC With Implementation on FPGA," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 31, pp. 1998–2010, Sept. 2023.

[216] V. K. Singh, R. N. Tripathi, and T. Hanamoto, "Implementation Strategy for Resource Optimization of FPGA-Based Adaptive Finite Control Set-MPC Using XSG for a VSI System," *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, vol. 9, pp. 2066–2078, Apr. 2021.

[217] M. Jeong, S. Fuchs, and J. Biela, "When FPGAs Meet Regionless Explicit MPC : An Implementation of Long-horizon Linear MPC for Power Electronic Systems," in *IECON 2020 The 46th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, (Singapore, Singapore), pp. 3085–3092, IEEE, Oct. 2020.

[218] A. Wächter and L. T. Biegler, "On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming," *Mathematical Programming*, vol. 106, pp. 25–57, Mar. 2006.

[219] J. A. E. Andersson, J. Gillis, G. Horn, J. B. Rawlings, and M. Diehl, "CasADi : a software framework for nonlinear optimization and optimal control," *Mathematical Programming Computation*, vol. 11, pp. 1–36, Mar. 2019.

[220] "Le règlement thermique de construction au maroc." Available at https://www.amee.ma/sites/default/files/inline-files/Le%20reglement%20thermique.pdf.

[221] P. O. Fanger, "Calculation of thermal comfort : introduction of a basic comfort equation," *ASHRAE Trans, Part II*, vol. 73, pp. III4–1, 1967.

[222] P. O. Fanger *et al.*, "Thermal comfort. analysis and applications in environmental engineering.," *Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering.*, 1970.

[223] B. Li, R. Yao, Q. Wang, and Y. Pan, "An introduction to the Chinese Evaluation Standard for the indoor thermal environment," *Energy and Buildings*, vol. 82, pp. 27–36, Oct. 2014.

[224] H. A. Dyvia and C. Arif, "Analysis of thermal comfort with predicted mean vote (PMV) index using artificial neural network," *IOP Conference Series : Earth and Environmental Science*, vol. 622, p. 012019, Jan. 2021.

[225] J. Zhao, K. P. Lam, B. E. Ydstie, and O. T. Karaguzel, "EnergyPlus model-based predictive control within design–build–operate energy information modelling infrastructure," *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 8, pp. 121–134, May 2015.

[226] G. Aruta, F. Ascione, N. Bianco, G. M. Mauro, and G. P. Vanoli, "Optimizing heating operation via GA- and ANN-based model predictive control : Concept for a real nearly-zero energy building," *Energy and Buildings*, vol. 292, p. 113139, Aug. 2023.

[227] P. Ferreira, A. Ruano, S. Silva, and E. Conceição, "Neural networks based predictive control for thermal comfort and energy savings in public buildings," *Energy and Buildings*, vol. 55, pp. 238–251, Dec. 2012.

[228] F. Jazizadeh, A. Ghahramani, B. Becerik-Gerber, T. Kichkaylo, and M. Orosz, "User-led decentralized thermal comfort driven HVAC operations for improved efficiency in office buildings," *Energy and Buildings*, vol. 70, pp. 398–410, Feb. 2014.

[229] T. Naseem, A. Javed, M. T. Hamayun, M. Jawad, E. A. Ansari, M. A. B. Fayyaz, A. R. Ansari, and R. Nawaz, "Design of an EnergyPlus Model-Based Smart Controller for Maintaining Thermal Comfortable Environment in Non-Domestic Building," *IEEE Access*, vol. 11, pp. 33134–33147, 2023.

[230] B. Dong and K. P. Lam, "A real-time model predictive control for building heating and cooling systems based on the occupancy behavior pattern detection and local weather forecasting," *Building Simulation*, vol. 7, pp. 89–106, Feb. 2014.

[231] R. A. Mohamed AlQadi, A. Zaghloul, and S. A. Taie, "An occupancy-based strategy employing computer vision for reducing cooling energy consumed in buildings," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, pp. 1729–1738, June 2021.

[232] K. Boudier and S. Hoffmann, "Analysis of the Potential of Decentralized Heating and Cooling Systems to Improve Thermal Comfort and Reduce Energy Consumption through an Adaptive Building Controller," *Energies*, vol. 15, p. 1100, Feb. 2022.

[233] A. Agouzoul, E. Simeu, and M. Tabaa, "Advancing sustainable building practices : Intelligent methods for enhancing heating and cooling energy efficiency," vol. 16, no. 7, p. 2879.

[234] A. Al-Quraan and B. Al-Mhairat, "Economic predictive control-based sizing and energy management for grid-connected hybrid renewable energy systems," vol. 302, p. 131795.

[235] Q. Hassan, S. Algburi, A. Z. Sameen, H. M. Salman, and M. Jaszczur, "A review of hybrid renewable energy systems : Solar and wind-powered solutions : Challenges, opportunities, and policy implications," vol. 20, p. 101621.

[236] M. Abid, M. Tabaa, A. Chakir, and H. Hachimi, "Routing and charging of electric vehicles : Literature review," vol. 8, pp. 556–578.

[237] T. G. Walmsley, M. Philipp, M. Picón-Núñez, H. Meschede, M. T. Taylor, F. Schlosser, and M. J. Atkins, "Hybrid renewable energy utility systems for industrial sites : A review," vol. 188, p. 113802.

[238] Ana Tereza Borba, Leonardo Jaime Machado Simões, Thamiles Rodrigues De Melo, and Alex Álisson Bandeira Santos, "Hybrid renewable energy systems : An analysis from the state-of-the-art review," vol. 7, no. 2, pp. 182–190.

[239] A. Chakir, M. Abid, M. Tabaa, and H. Hachimi, "Demand-side management strategy in a smart home using electric vehicle and hybrid renewable energy system," vol. 8, pp. 383–393.

[240] A. Chakir and F. Monteiro, "Energy storage management for building critical loads using home to vehicle and vehicle to home strategy," in *2022 International Conference on Microelectronics (ICM)*, pp. 266–269, IEEE.

[241] A. Chakir and M. Tabaa, "Hybrid renewable production scheduling for a PV–wind-EV-battery architecture using sequential quadratic programming and long short-term memory–k-nearest neighbors learning for smart buildings," vol. 16, no. 5, p. 2218.

[242] L. Mangate, H. Alabdeli, R. Agarwal, T. Saravanan, J. V, N. Sherje, and K. K. Naidu, "Adaptive energy management system for enhancing efficiency and reliability in hybrid renewable energy systems," vol. 591, p. 01015.

Table des figures

1.1 La consommation mondiale d'énergie finale et les émissions totales de CO2 en 2022, [8]. 8

2.1 La répartition du Maroc en six zones climatiques ([54], [55]). 23
2.2 La procédure et la méthodologie pour la conception du modèle énergétique du bâtiment. 38
2.3 Exemple d'un espace d'états à deux nœuds, [108]. 42

3.1 Part des énergies renouvelables dans la consommation finale brute d'énergie des pays de l'Union européenne (2004-2022), [127]. 59
3.2 Évolution de la puissance installée des différentes sources d'énergie au Maroc (2007-2023), [130]. 61
3.3 Part des énergies renouvelables dans le mix énergétique marocain (2007-2023), [130]. 61
3.4 système d'énergie renouvelable hybride non connecter au réseau (isolé) [133]. . . 63
3.5 système d'énergie renouvelable hybride non connecté au réseau (isolé). [134], [135]. 63
3.6 système d'énergie renouvelable hybride connecté au réseau. [136] 63
3.7 système d'énergie renouvelable hybride. [60, 137] 64
3.8 architecture des HRES connectés entre eux. [138] 65
3.9 modèle à une diode. 67
3.10 modèle à une diode. 70
3.11 Illustration du fonctionnement de la méthode Beta [169] 74
3.12 Algorithme P&O 75
3.13 Algorithme IncCond 77
3.14 Comparatif du facteur de suivi des différentes méthodes [169]. 80
3.15 Les courbes des paires I-V et P-V pour les irradiations 400 W/m^2 et 1000 W/m^2 [141]. 81
3.16 Schéma détaillé d'une éolienne, montrant le rotor, la nacelle, le mât ainsi que les systèmes d'orientation et de freinage. 84
3.17 Comportement du coefficient de puissance C_p en fonction de λ et β. 87
3.18 Illustration en coupe d'une turbine hydraulique connectée à un générateur électrique. 90
3.19 Représentation schématique du modèle Rint. 95
3.20 Schéma électrique du modèle RC. 96
3.21 Schéma représentant les composants du modèle de Thévenin. 98
3.22 Schéma électrique du modèle PNGV. 99
3.23 Schéma électrique du modèle DP. 100

4.1 Architecture fonctionnelle d'un système de gestion énergétique intelligent appliqué au bâtiment. 111
4.2 Modélisation énergétique et thermique du bâtiment pour l'optimisation du confort et de la consommation. 112
4.3 Chaîne de modélisation et de contrôle prédictif neuronal appliquée au bâtiment. . 112
4.4 Utilisation d'EnergyPlus pour la génération de données d'apprentissage dans le cadre de la modélisation thermique par réseau de neurones artificiels. 113
4.5 Réseau de neurones artificiels. 114

4.6 Principe de fonctionnement itératif du contrôle prédictif basé modèle (MPC). . . 118
4.7 La boucle d'optimisation et l'architecture de transmission de données associée. . 119
4.8 La boucle d'optimisation mise en œuvre sur FPGA, l'architecture de transmission de données associée et le banc d'essai. 120
4.9 La température extérieure du site (Casablanca, Maroc) utilisé dans cette étude pour les années 2006 et 2017. 122
4.10 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775). 122
4.11 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775). 124
4.12 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. 125
4.13 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. 125
4.14 Comparaison des besoins énergétiques pour l'ensemble du bâtiment selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. 127
4.15 Besoins énergétiques globaux, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. 127
4.16 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. 128
4.17 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. 129
4.18 Indice de vote moyen prédit. 130
4.19 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. 131
4.20 Distributions de l'indice PMV pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. 131
4.21 Tracés KDE pour comparer les distributions des variables "MSE" et "Énergie" pour les stratégies de commande NNMPC et On/Off, pour les années 2006 et 2017. . . 133

5.1 Modèle Simulink de communication OPC pour le suivi et la commande des charges énergétiques. 147
5.2 Interfaces de programmation et de supervision dans l'environnement ISaGRAF. . 148
5.3 Grafcet. 149
5.4 Étape 1 du Grafcet : évaluation des puissances disponibles et de la charge totale. . 149
5.5 Étapes 2 et 3 du Grafcet : fonctionnement sur source unique renouvelable. 150
5.6 État du système énergétique simulé dans Simulink et ISaGRAF à un instant donné (étape 3). 151
5.7 État du système énergétique simulé dans Simulink et ISaGRAF à un instant donné (étape 2). 151
5.8 Graf3 : Passage en mode de production hybride (PV + éolienne) et décision selon le bilan de puissance. 152
5.9 Étapes 5 et 6 : gestion des surplus et recours au stockage. 153
5.10 État du système énergétique simulé dans **Simulink** (gauche) et **ISaGRAF** (droite) à l'étape 6 : absence de production renouvelable, alimentation assurée par la batterie. 154
5.11 État du système énergétique simulé dans Simulink et ISaGRAF à un instant donné. 154
5.12 Grafcet – Étape 7 : délestage des charges non essentielles. 155
5.13 Illustration de l'étape 7 du Grafcet : délestage automatique des charges non essentielles face à un déficit de production. 156

5.14 Grafcet représentant le délestage des charges CVC (étape 8). 157
5.15 Illustration de l'étape 8 du Grafcet : seuls les équipements essentiels sont maintenus grâce à l'énergie combinée de la batterie et des sources renouvelables. 157
5.16 Activation du générateur diesel : gestion des cas critiques (étape 9). 158
5.17 Illustration de l'étape 9 du Grafcet : la batterie est vide et les sources renouvelables sont insuffisantes ; le générateur diesel prend le relais pour alimenter les charges essentielles. 158
5.18 Comportement énergétique du système sous stratégie de commande séquentielle (PLC uniquement). Les abscisses représentent les unités de temps de simulation (non équivalentes à des minutes réelles). 159
5.19 Résultats de la stratégie d'optimisation : combinaison dynamique des équipements vs. demandes prévisionnelles. 162
5.20 Contenu de la pile `onEquipmentPile` : équipements en cours d'activation avec durée restante. 165
5.21 Contenu de la pile `availableOff` : équipements demandés mais non activés. . . 165
5.22 Consommation et production d'énergie sur 6 jours en hiver – stratégie ILP optimisée. 166
5.23 Consommation et production d'énergie sur 1 jour d'été – stratégie ILP optimisée. 167
5.24 Comparaison prévision vs. servie – Jour 1 (hiver) 168
5.25 Comparaison prévision vs. servie – Jour 2 (hiver) 168

A.1 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775). XXVII
A.2 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775). XXVII
A.3 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267). XXVIII
A.4 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267). XXVIII
A.5 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027). XXVIII
A.6 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027). XXIX
A.7 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262). XXIX
A.8 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262). XXIX
A.9 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720). XXX
A.10 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720). XXX
A.11 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987). XXX
A.12 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987). XXXI
A.13 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093). XXXI
A.14 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093). XXXI
A.15 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621). XXXII

A.16 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621). XXXII
A.17 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187). XXXII
A.18 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187). XXXIII
A.19 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667). XXXIII
A.20 Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667). XXXIII
A.21 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XXXIV
A.22 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XXXV
A.23 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XXXVI
A.24 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XXXVII
A.25 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XXXVIII
A.26 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XXXIX
A.27 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XL
A.28 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XLI
A.29 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XLII
A.30 Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. XLIII
A.31 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. XLIV
A.32 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. XLV
A.33 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. XLVI
A.34 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. XLVII
A.35 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. XLVIII

A.36 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. XLIX
A.37 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. L
A.38 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LI
A.39 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LII
A.40 Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667**, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LIII

B.1 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LV
B.2 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LVI
B.3 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LVI
B.4 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LVII
B.5 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LVII
B.6 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LVIII
B.7 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LVIII
B.8 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LIX
B.9 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LIX
B.10 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LX
B.11 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LX
B.12 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXI
B.13 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LXI
B.14 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXII
B.15 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LXII

B.16 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXIII
B.17 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LXIII
B.18 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXIV
B.19 Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LXIV
B.20 Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXV

C.1 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXVII
C.2 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXVIII
C.3 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017. LXIX
C.4 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXX
C.5 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXI
C.6 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXII
C.7 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXIII
C.8 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXIV
C.9 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXV
C.10 Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXVI
C.11 Distributions de l'indice PMV pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017. LXXVII
C.12 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267**, pour les années 2006 et 2017, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC. LXXVIII
C.13 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027**.LXXIX
C.14 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262**.LXXX
C.15 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720**.LXXXI
C.16 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987**.LXXXII
C.17 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093**.LXXXIII
C.18 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621**.LXXXIV
C.19 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187**.LXXXV
C.20 Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667**.LXXXVI

Liste des tableaux

2.1 Valeurs maximales du coefficient Cep_{max} selon le type de chauffage et la zone climatique [32] . . . 17
2.2 Spécifications techniques minimales des performances thermiques des bâtiments par zone climatique ([54], [55]). . . . 24
2.3 Besoins spécifiques thermiques annuels maximaux de chauffage et de climatisation dans le secteur tertiaire en kWh/m^2/an ([54], [55]) . . . 24
2.4 Coefficient de transmission thermique U et résistance thermique R en résidentiel selon les zones climatiques ([54], [55]) . . . 25
2.5 Coefficient de transmission thermique U et résistance thermique R des bâtiments à usage de bureaux selon les zones climatiques ([54], [55]) . . . 26

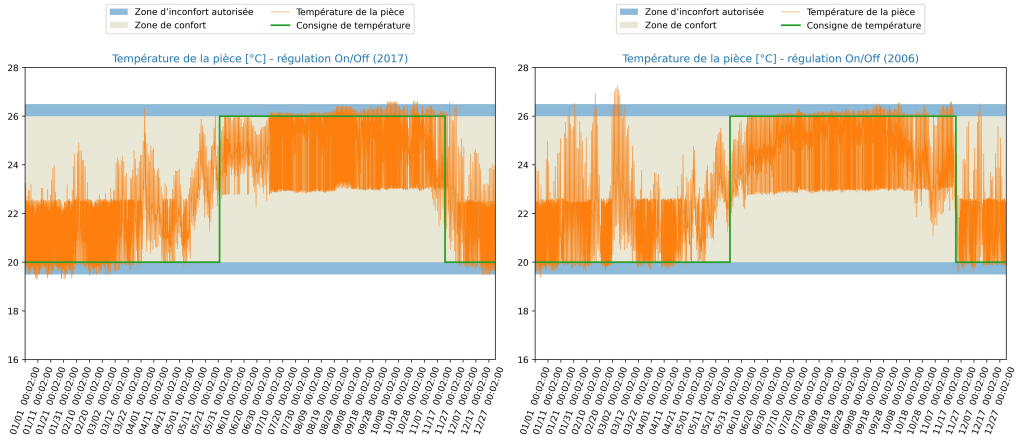
4.1 Comparaison des performances en chauffage et en refroidissement . . . 123
4.2 Distribution par classes de PMV - NNMPC / On/Off (2006 et 2017)(%) . . . 132
4.3 Plage de PMV par stratégie (min-max) – 2006 et 2017 . . . 133

5.1 Gains internes par niveau et équipement . . . 143
5.2 Types, priorités et durées d'utilisation des équipements . . . 146

A

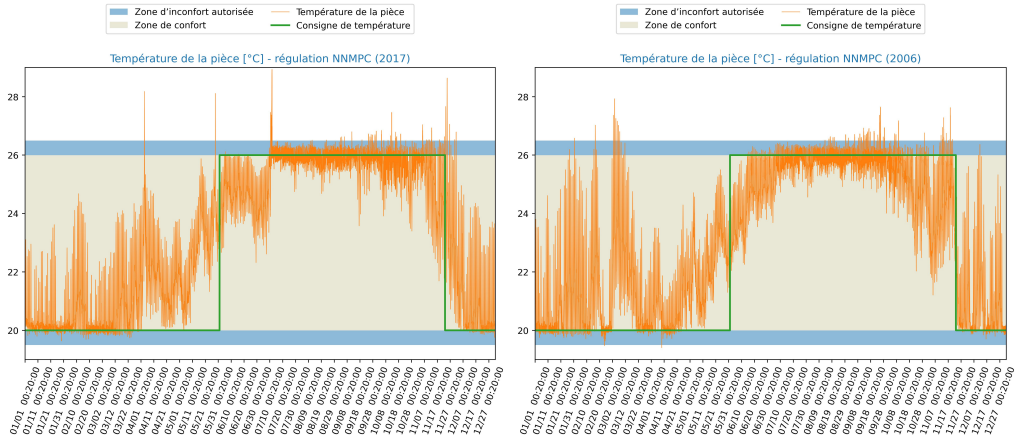
Annexe 1 : Les température des différentes pièces

A.1 Comparaison des stratégies de régulation thermique en 2006 et 2017



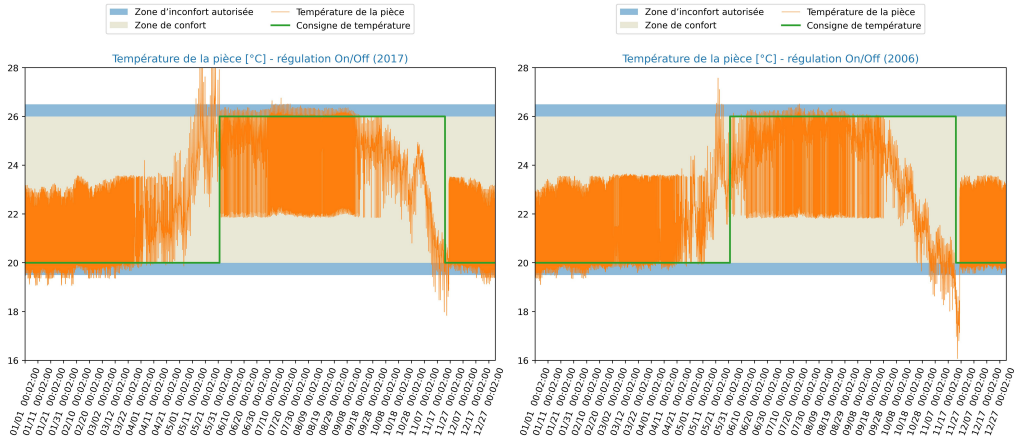
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.1 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775).*



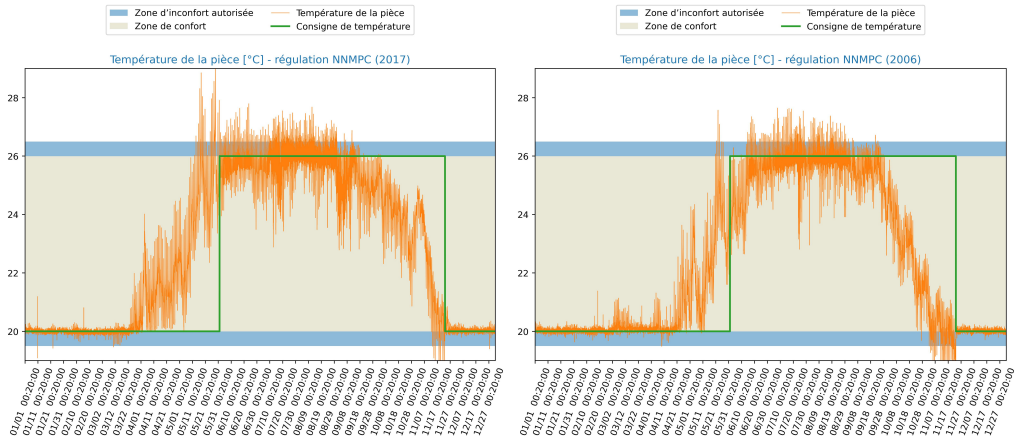
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.2 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775).*



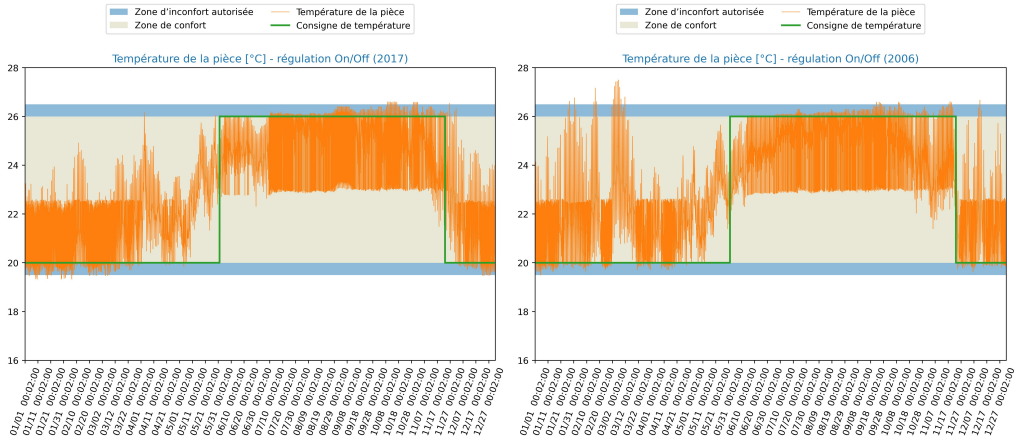
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.3 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267).*



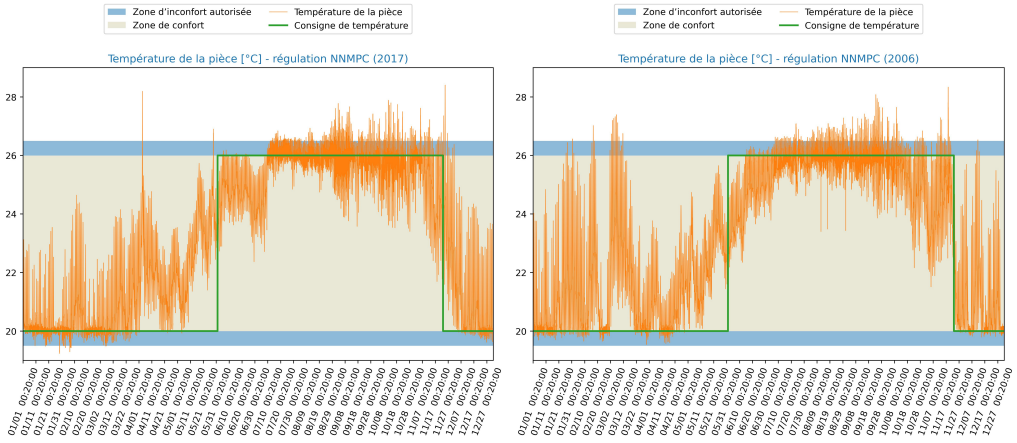
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.4 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267).*



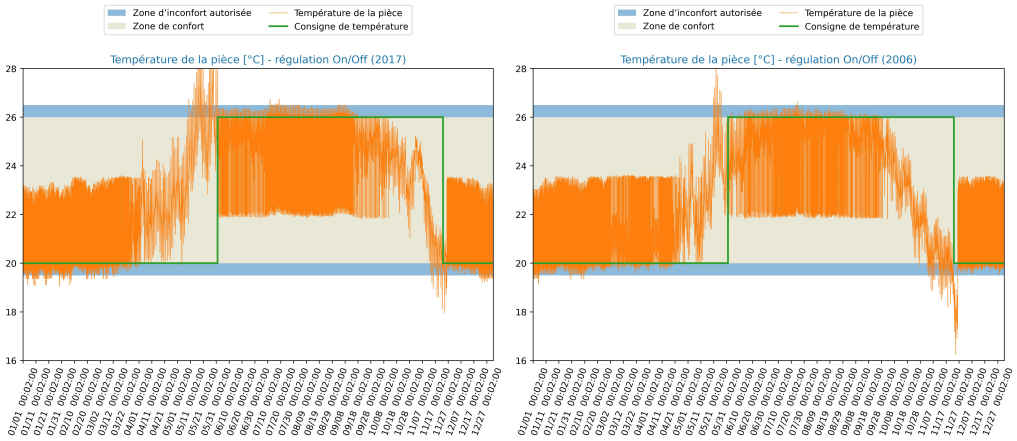
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.5 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027).*



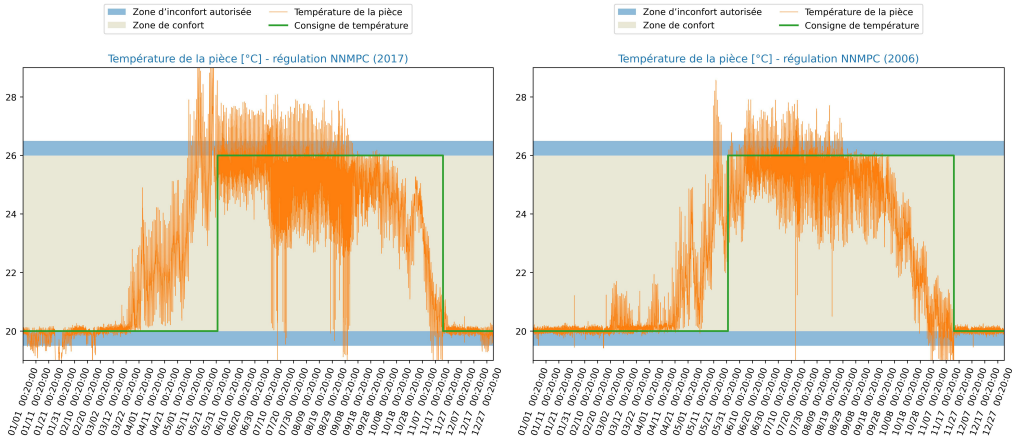
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.6 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027).*



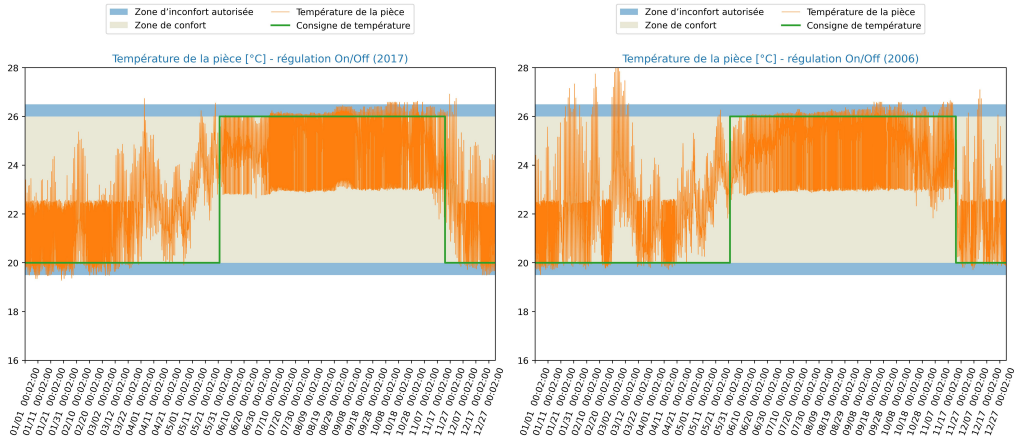
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.7 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262).*



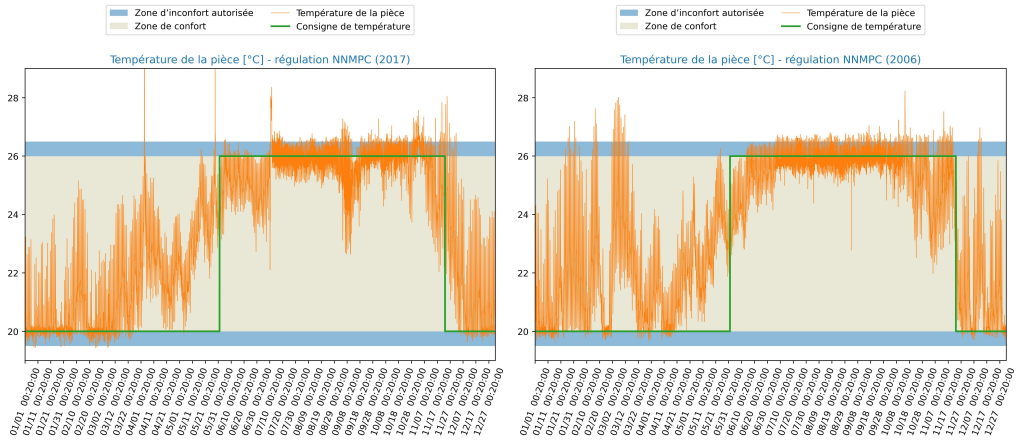
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.8 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262).*



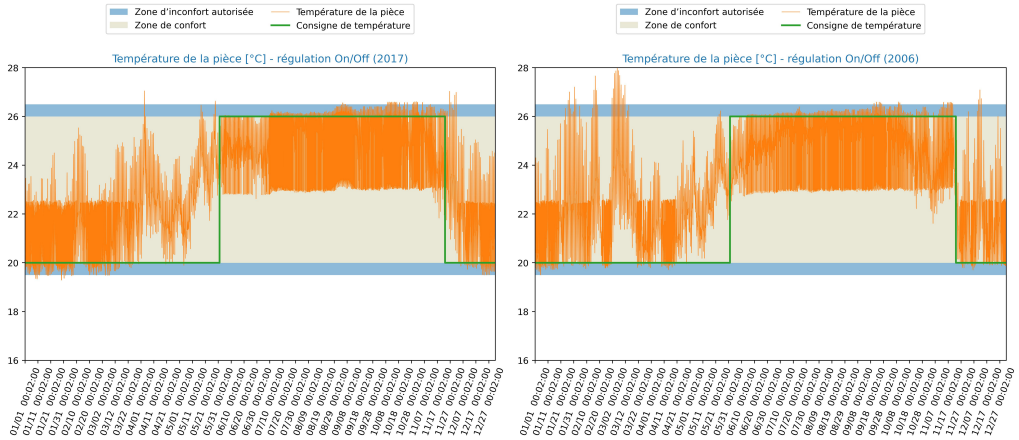
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.9 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720).*



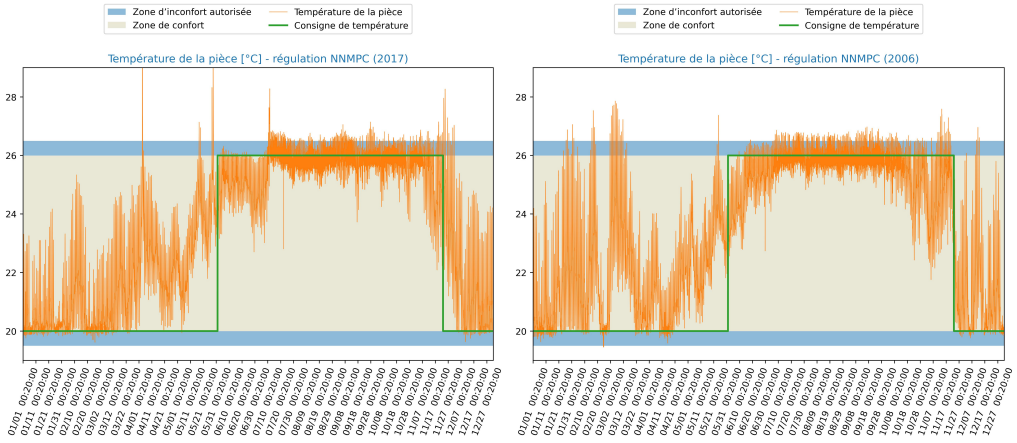
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.10 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720).*



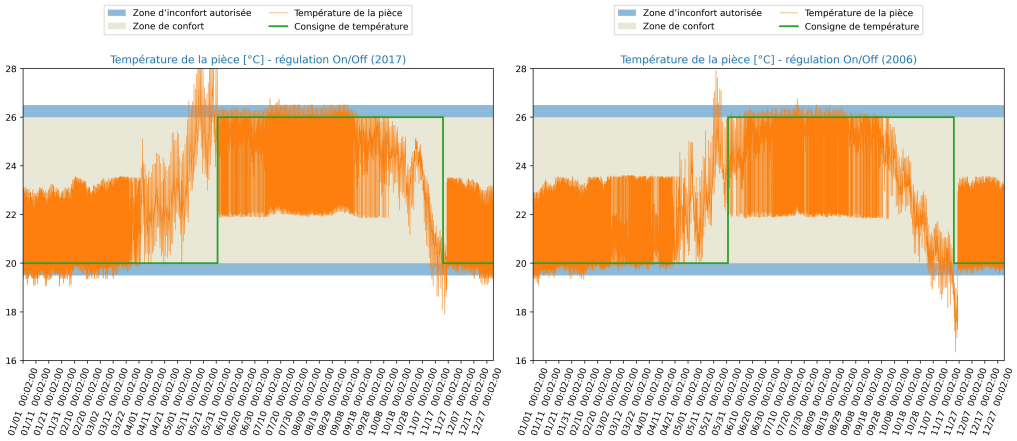
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.11 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987).*



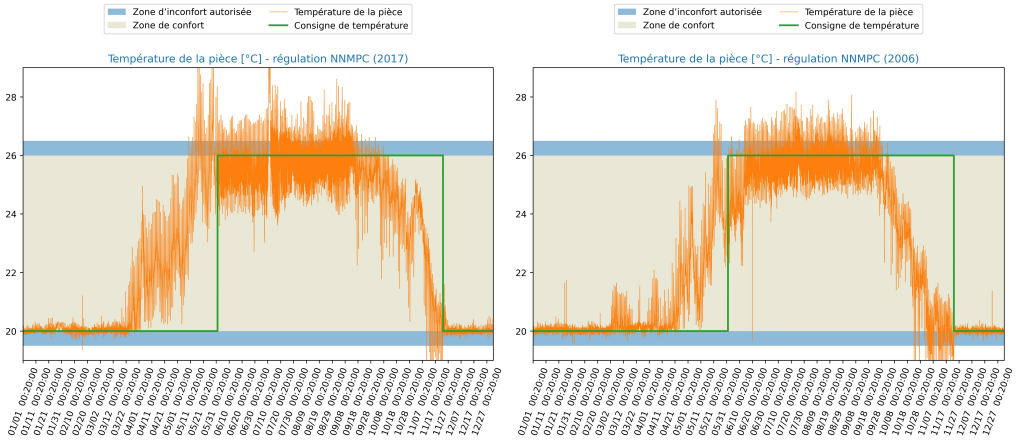
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.12 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987).*



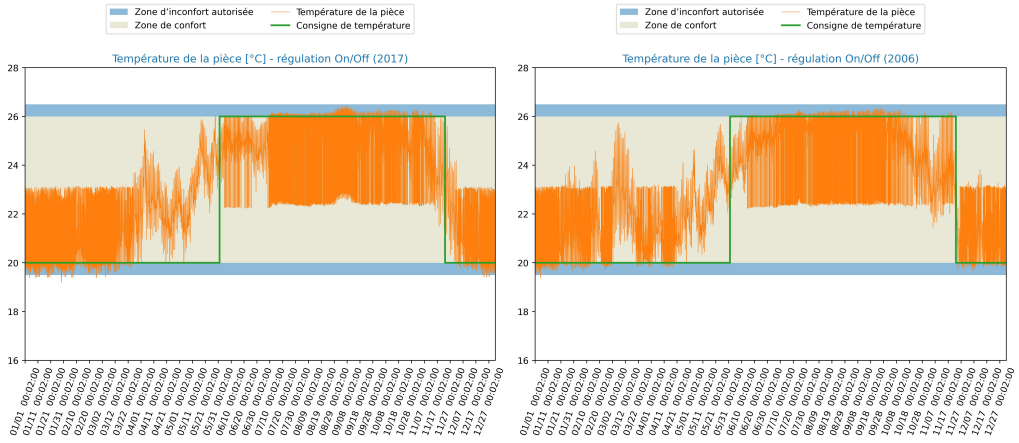
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.13 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093).*



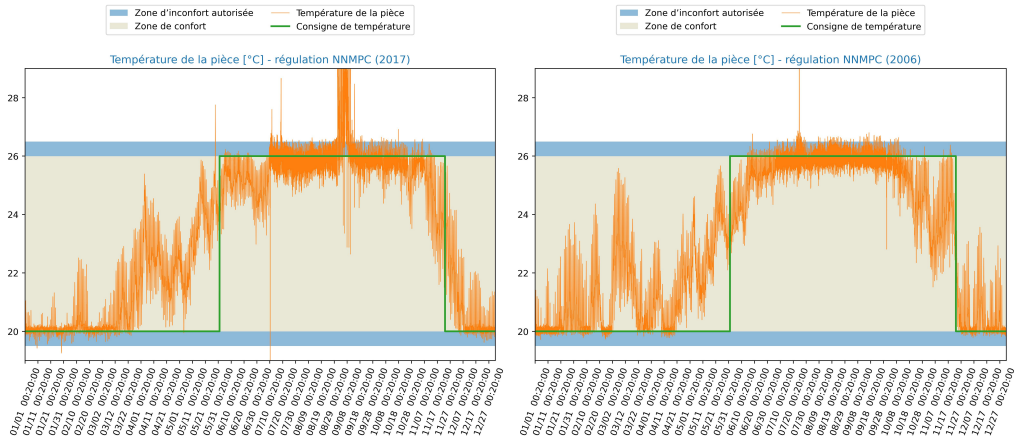
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.14 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093).*



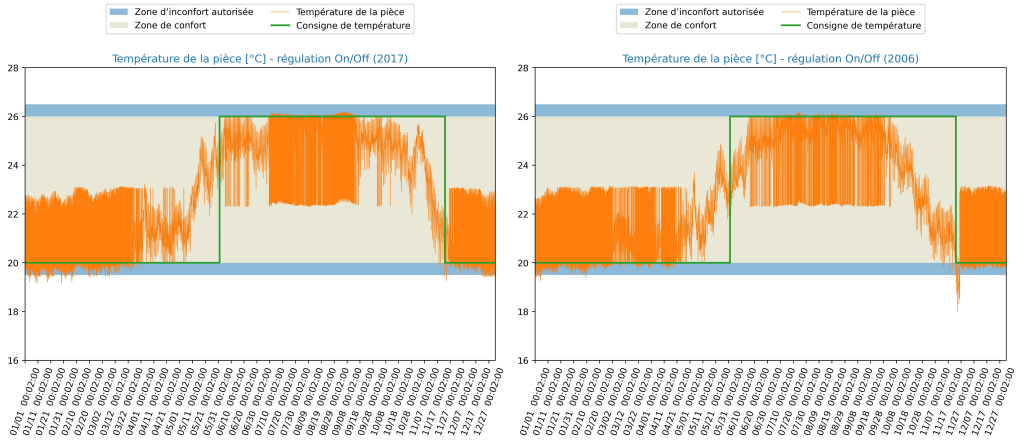
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.15 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621).*



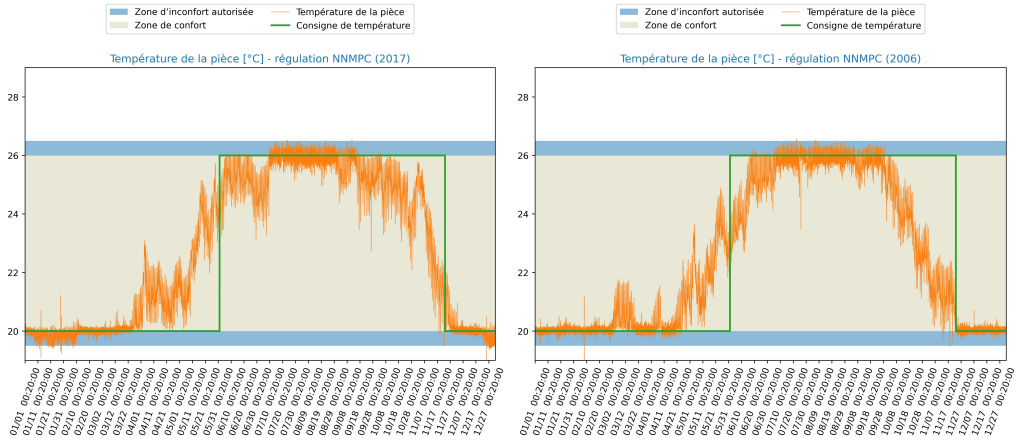
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.16 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621).*



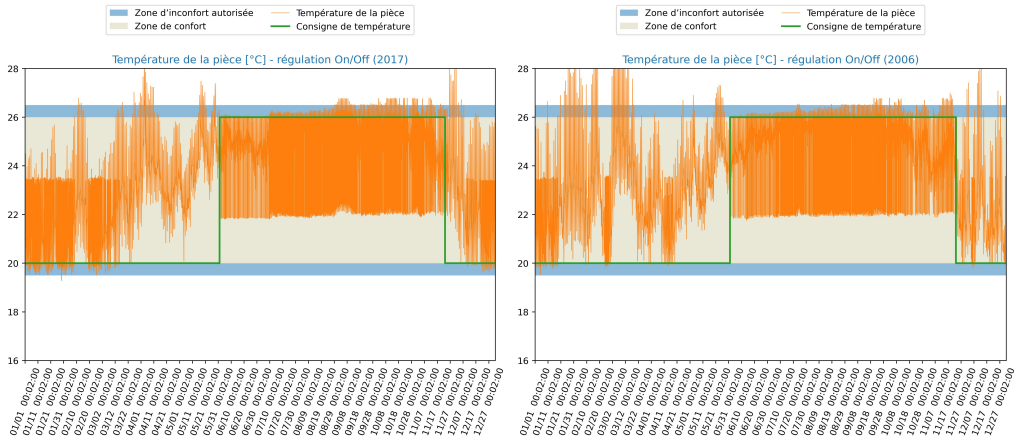
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.17 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187).*



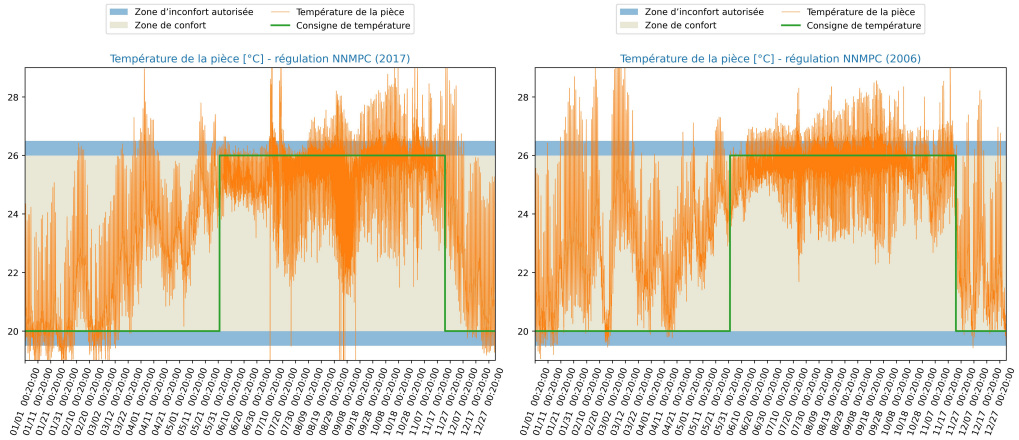
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.18 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187).*



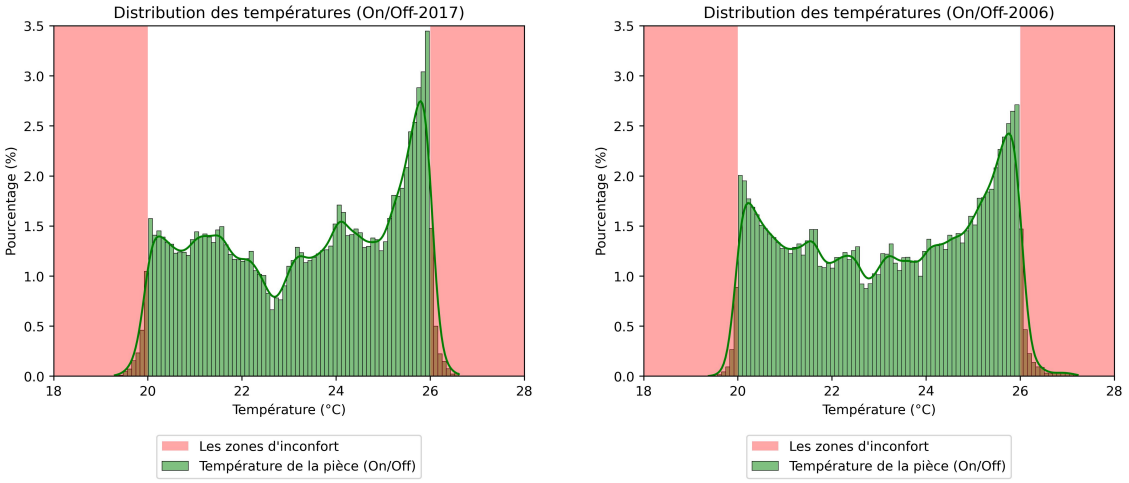
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.19 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie On/Off (chambre E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667).*



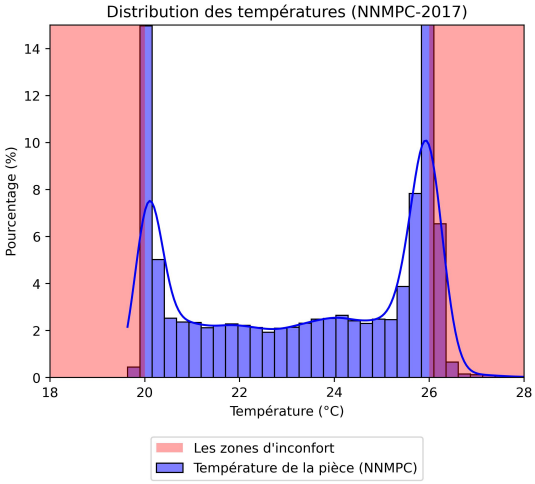
(A) *Température de la pièce en 2017.* (B) *Température de la pièce en 2006.*

FIGURE A.20 – *Évolution de la température intérieure, de la consigne et des zones de confort sous la stratégie ANNMPC (chambre E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667).*

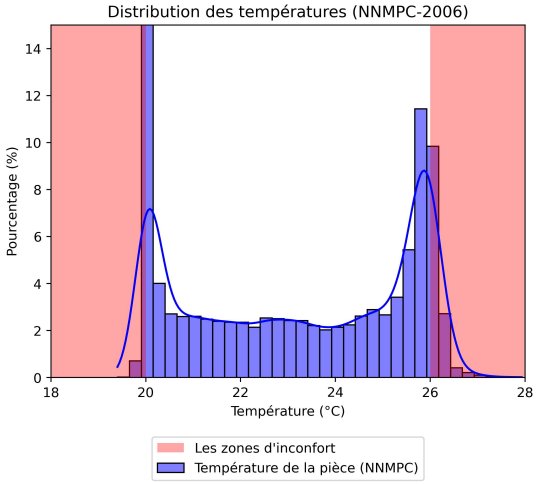


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

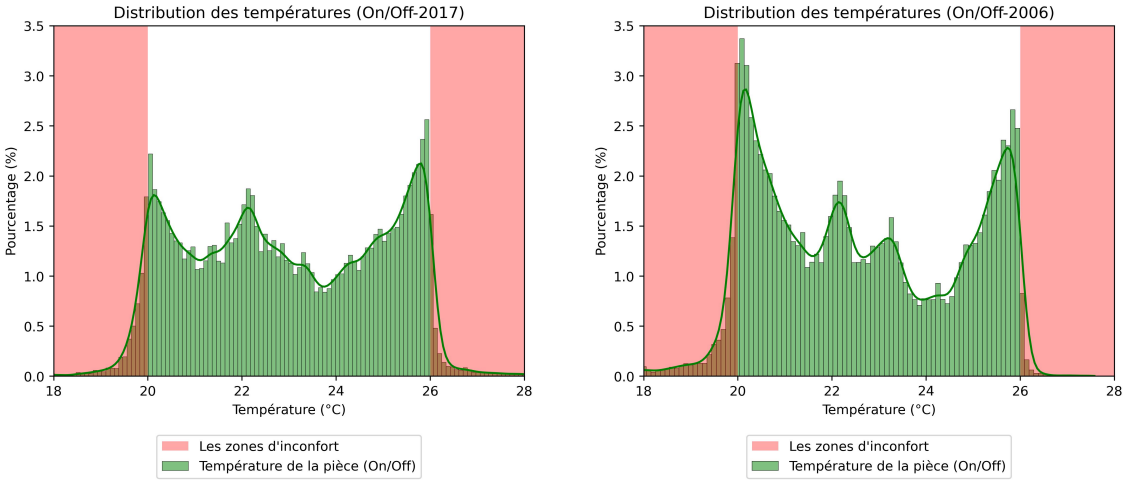


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



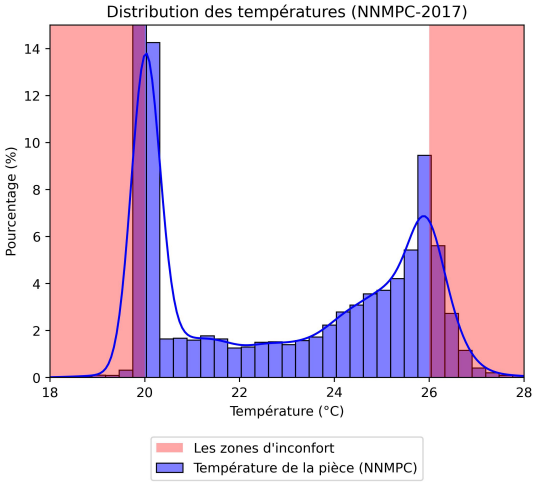
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.21 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

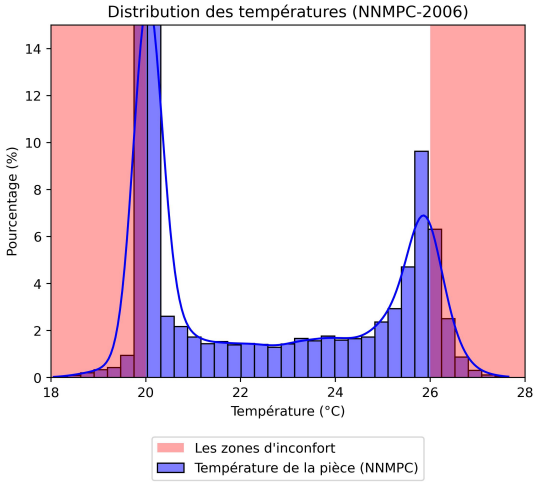


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

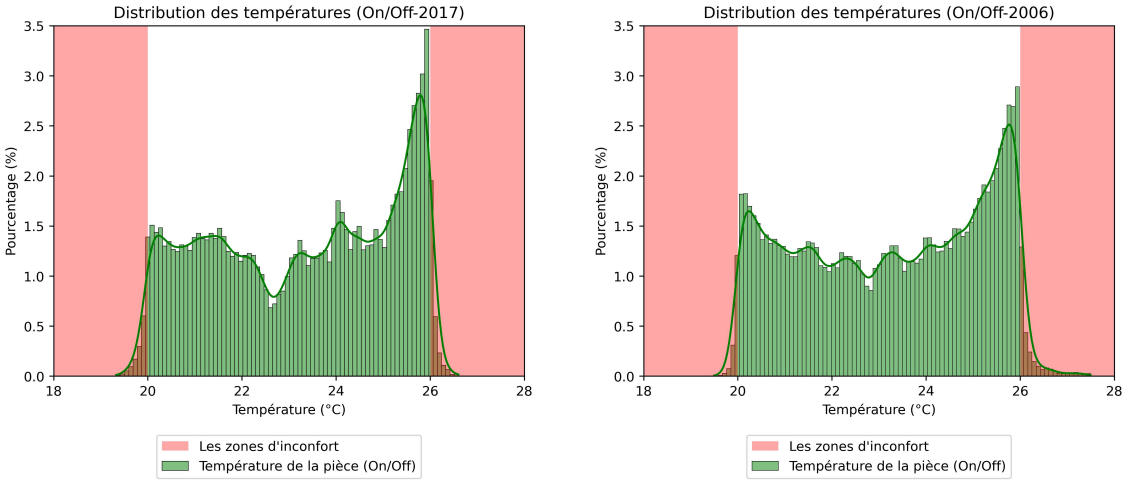


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



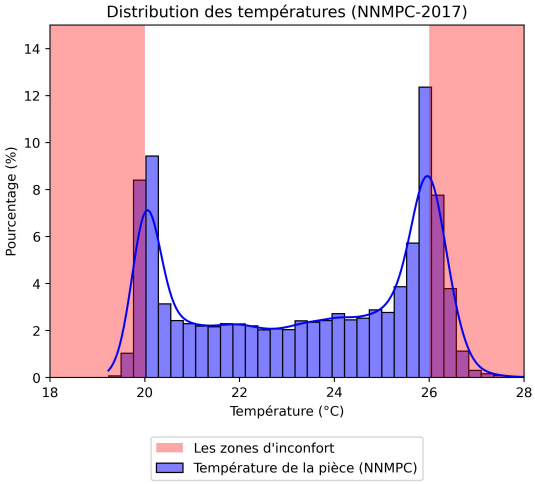
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.22 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

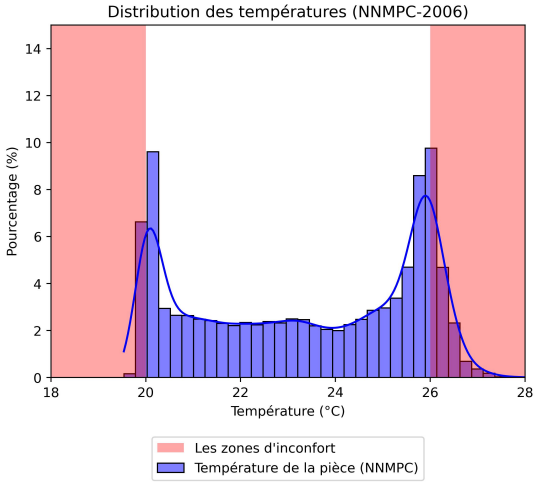


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

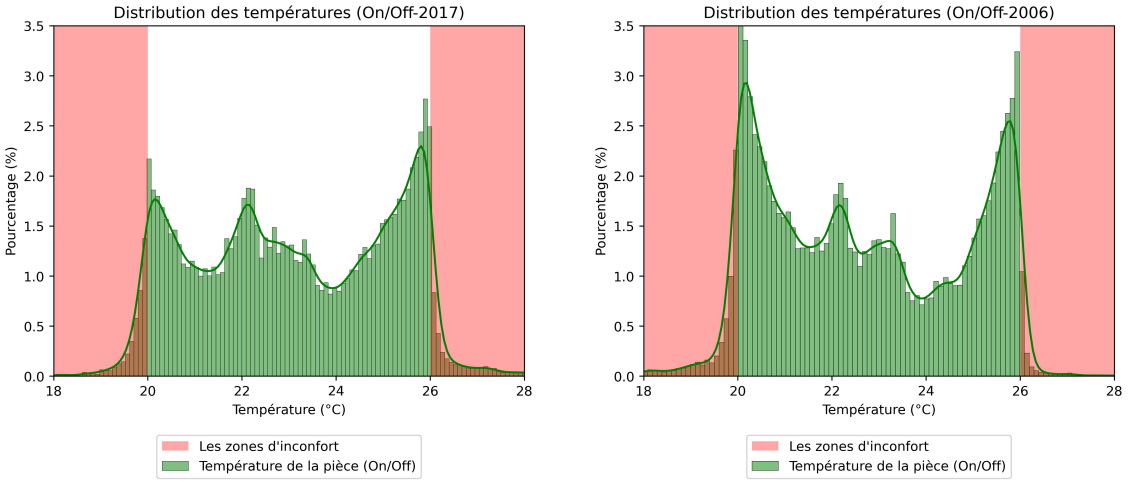


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



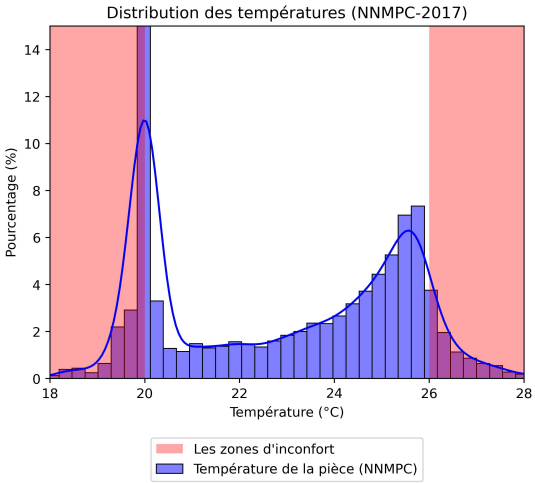
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.23 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

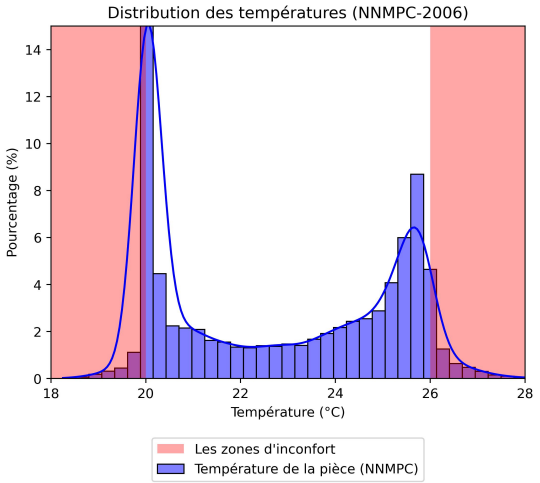


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

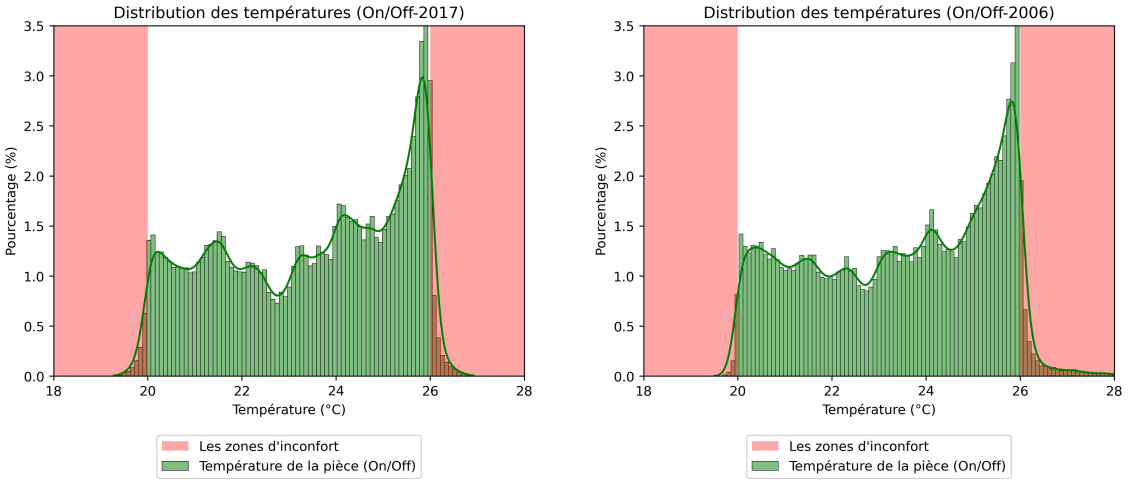


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



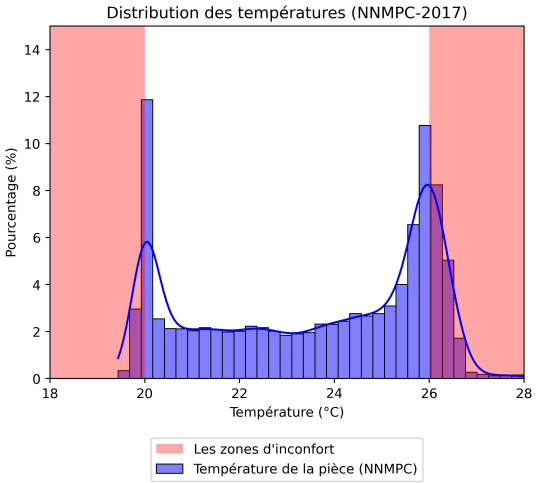
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.24 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

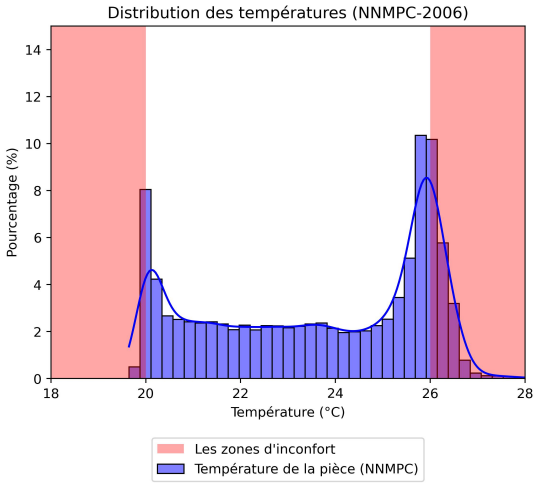


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

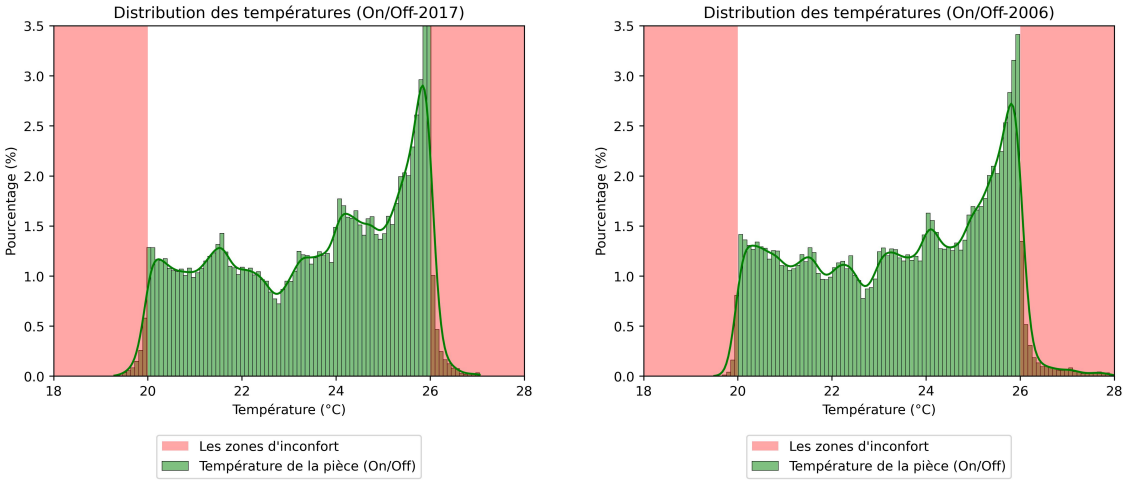


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



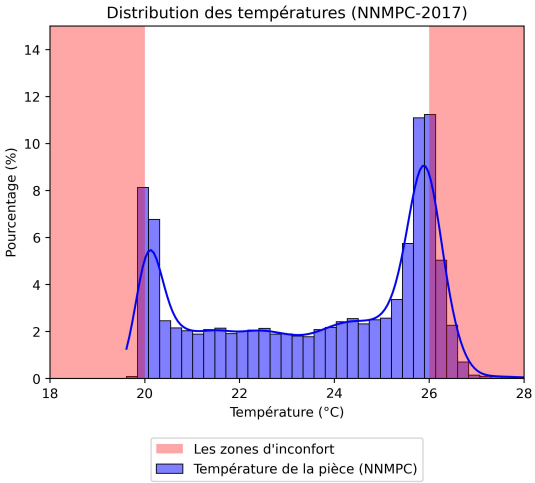
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.25 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

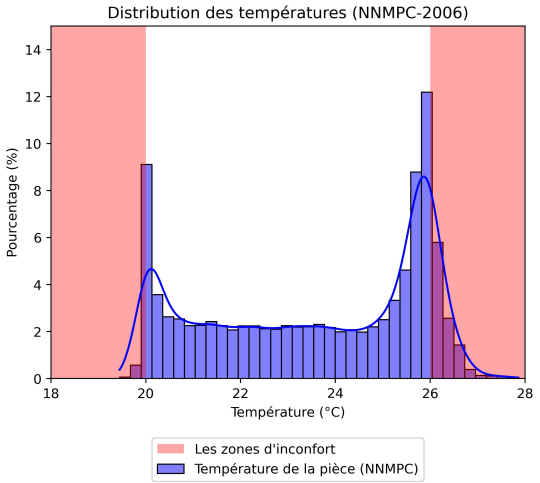


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

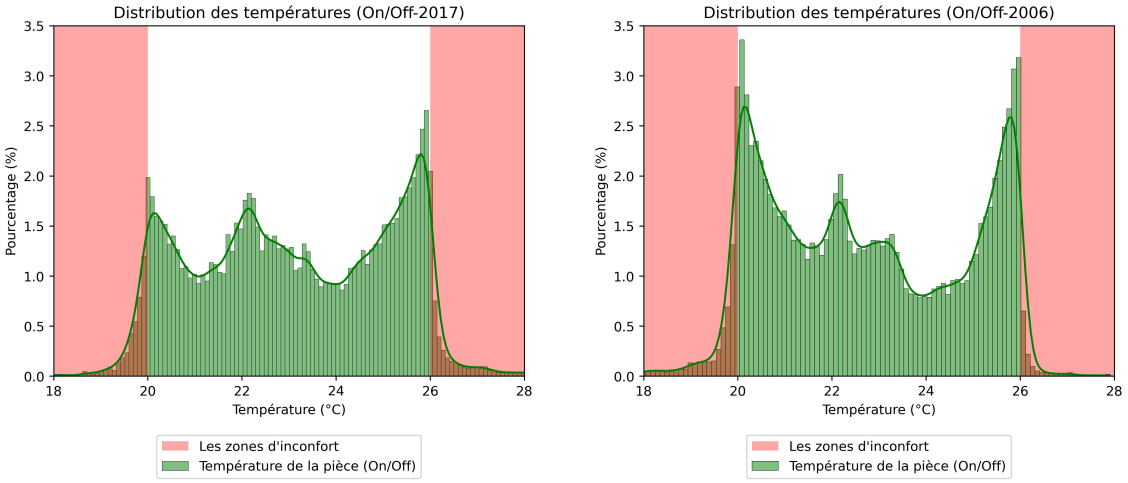


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



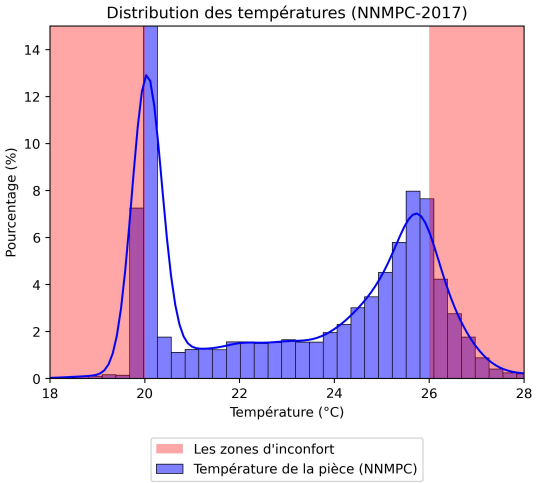
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.26 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

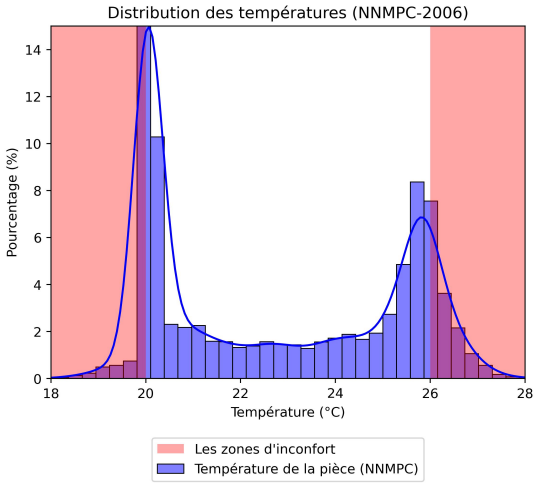


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

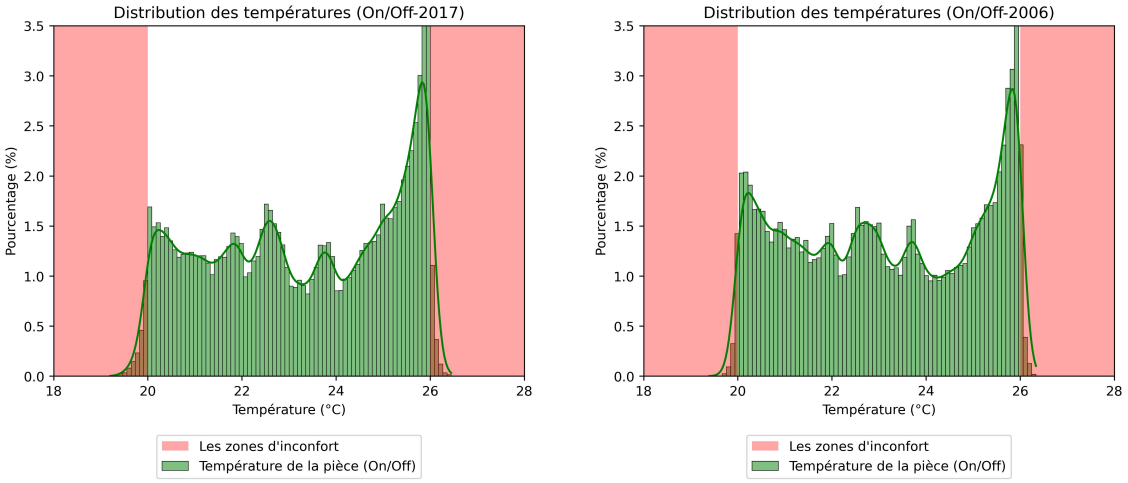


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



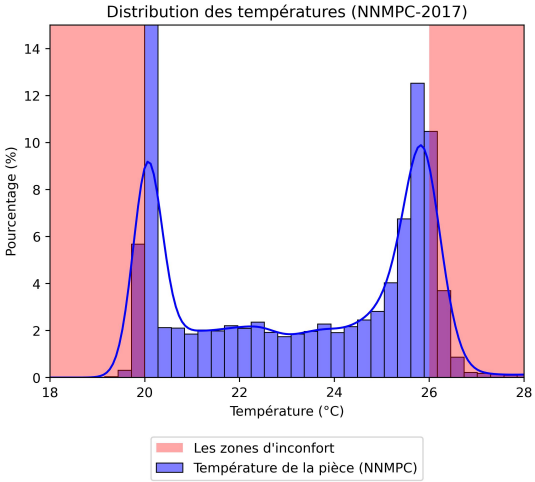
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.27 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

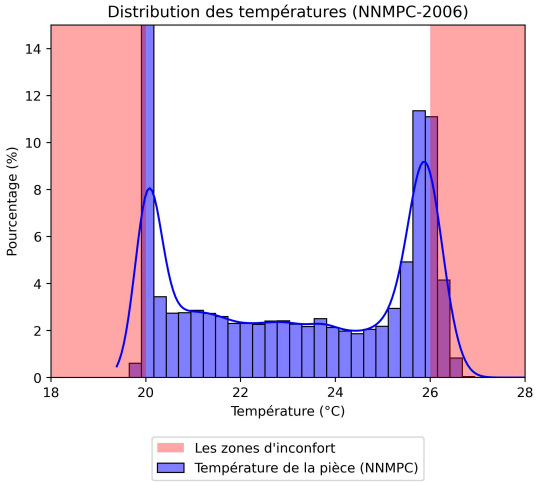


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

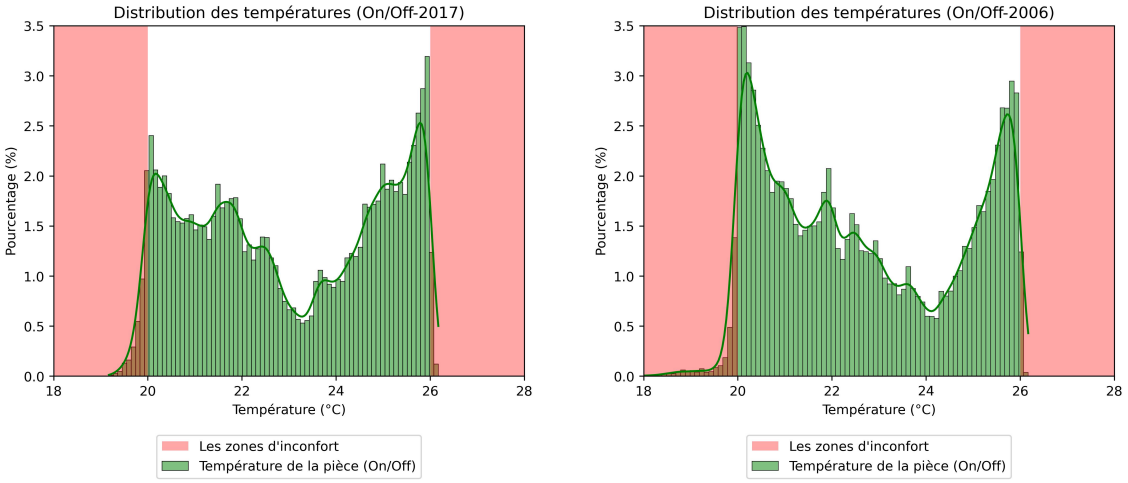


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



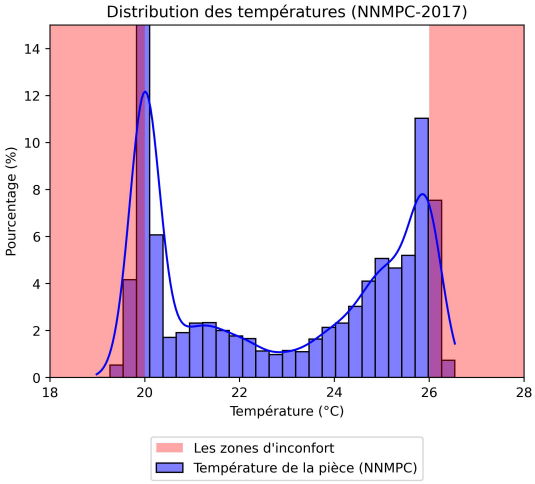
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.28 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

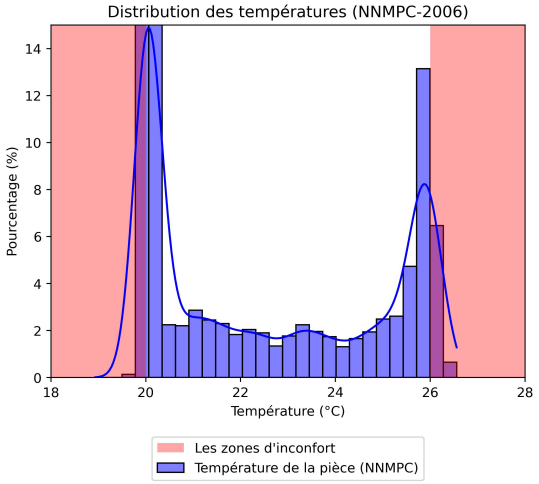


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

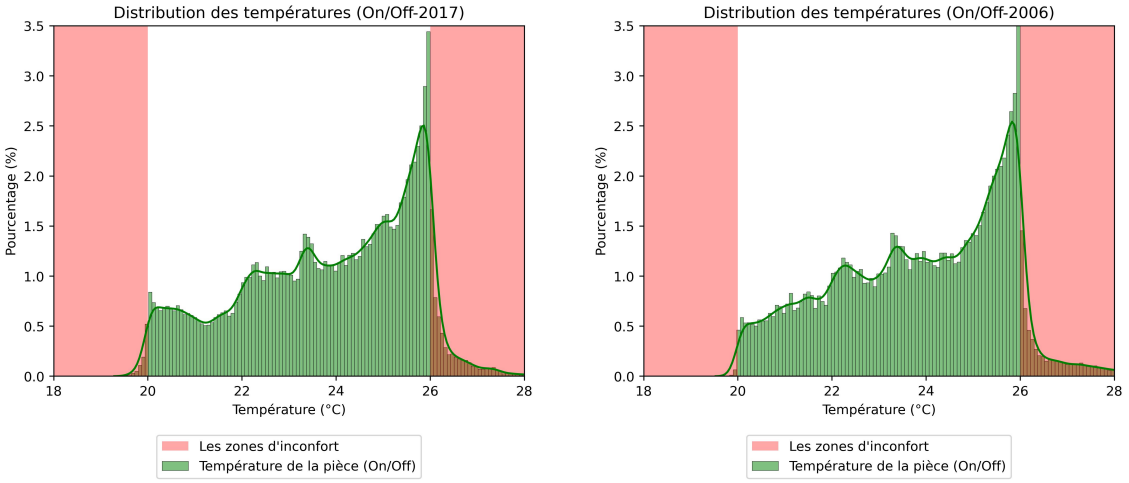


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



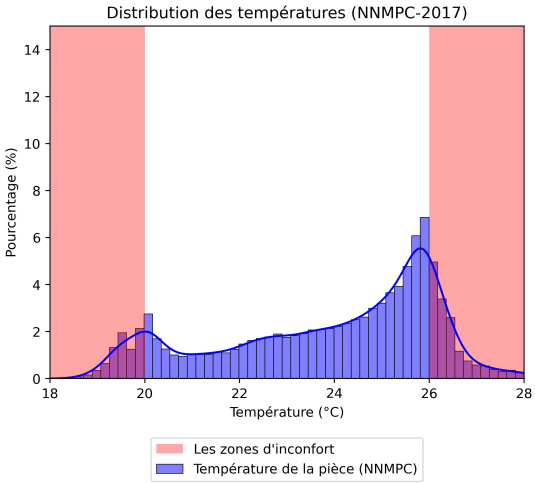
(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.29 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

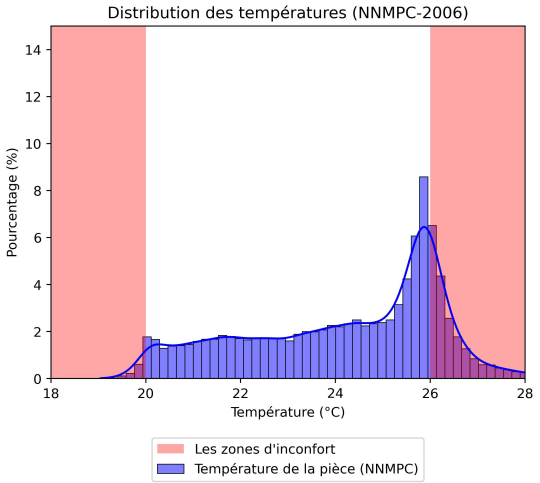


(A) *Année 2017 (On/Off).*

(B) *Année 2006 (On/Off).*

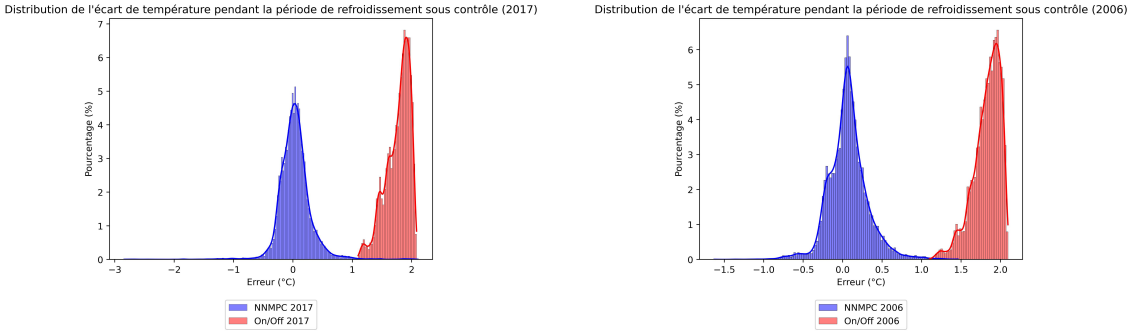


(C) *Année 2017 (NNMPC).*



(D) *Année 2006 (NNMPC).*

FIGURE A.30 – *Distribution des températures et des zones d'inconfort pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*



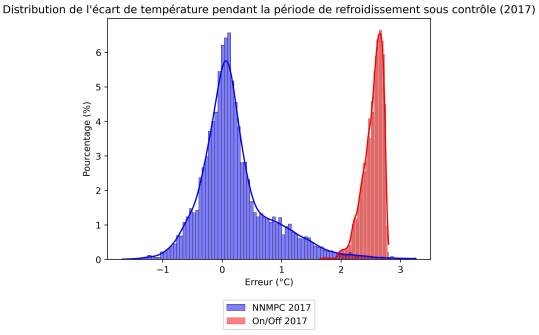
(A) *Refroidissement 2017.*

(B) *Refroidissement 2006.*

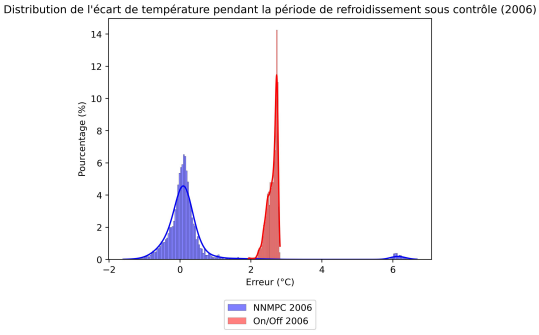
(C) *Chauffage 2017.*

(D) *Chauffage 2006.*

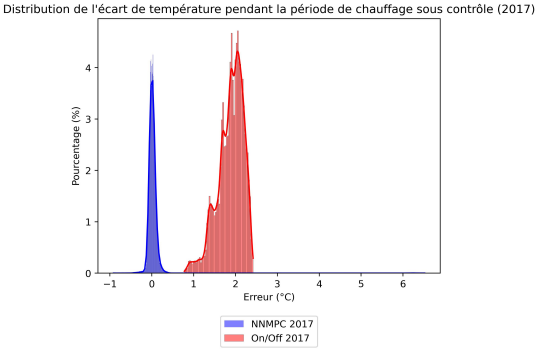
FIGURE A.31 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



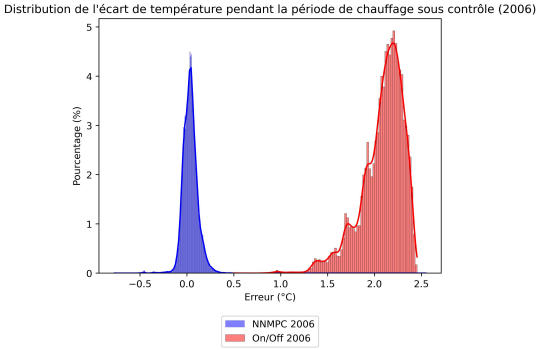
(A) *Refroidissement 2017.*



(B) *Refroidissement 2006.*

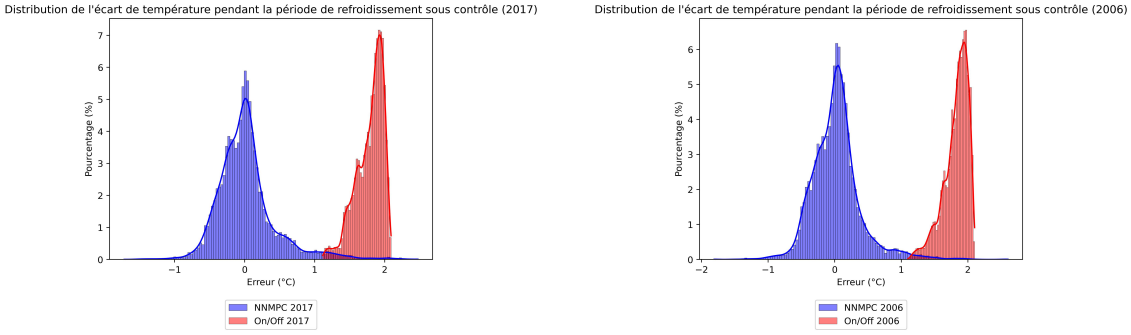


(C) *Chauffage 2017.*



(D) *Chauffage 2006.*

FIGURE A.32 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



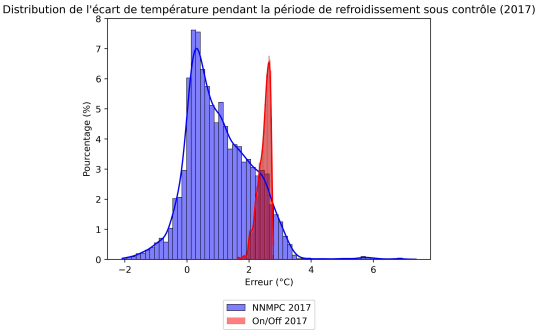
(A) *Refroidissement 2017.*

(B) *Refroidissement 2006.*

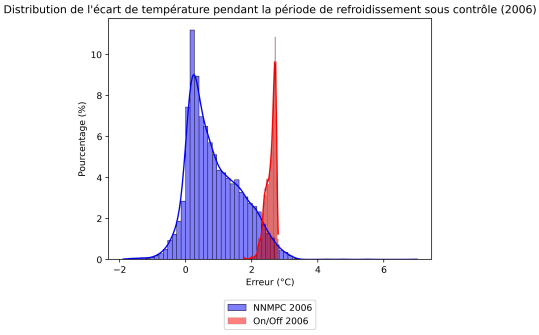
(C) *Chauffage 2017.*

(D) *Chauffage 2006.*

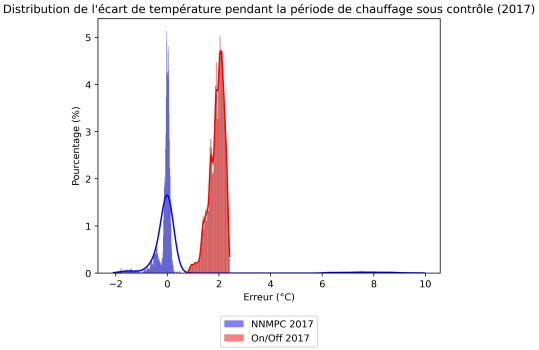
FIGURE A.33 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



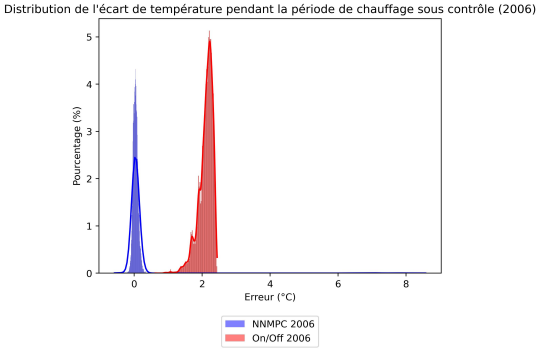
(A) *Refroidissement 2017.*



(B) *Refroidissement 2006.*

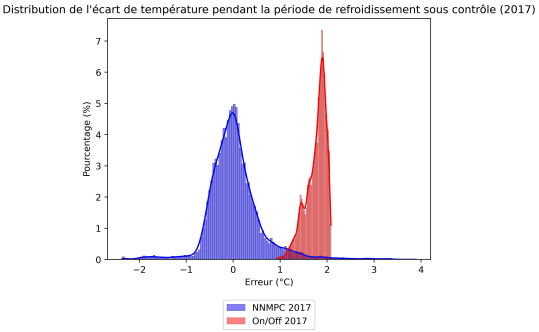


(C) *Chauffage 2017.*

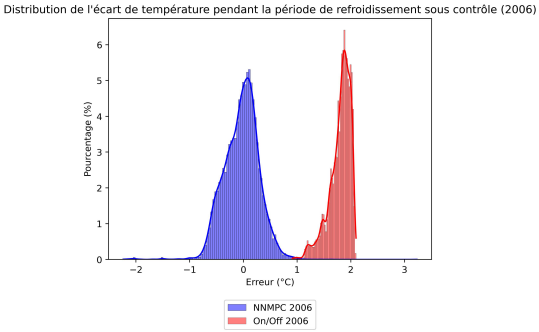


(D) *Chauffage 2006.*

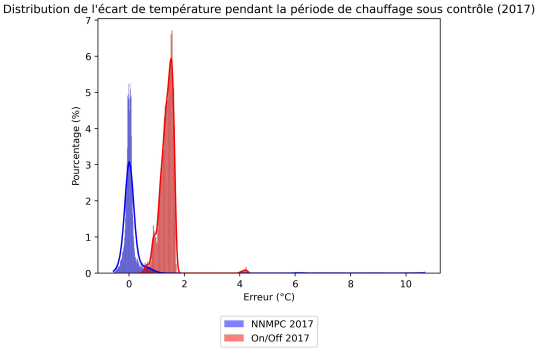
FIGURE A.34 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



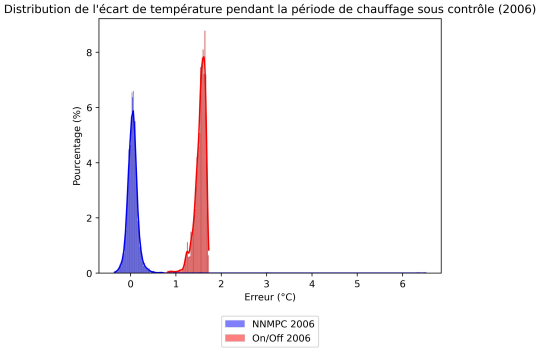
(A) *Refroidissement 2017.*



(B) *Refroidissement 2006.*

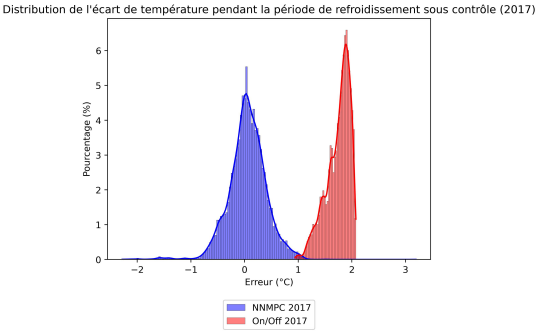


(C) *Chauffage 2017.*

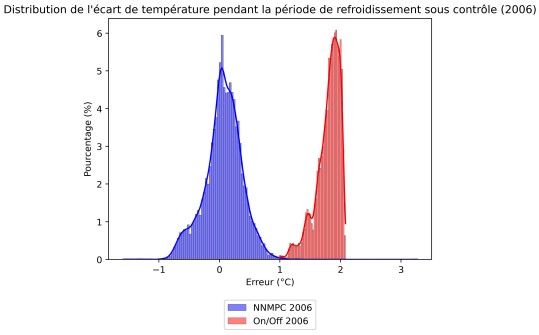


(D) *Chauffage 2006.*

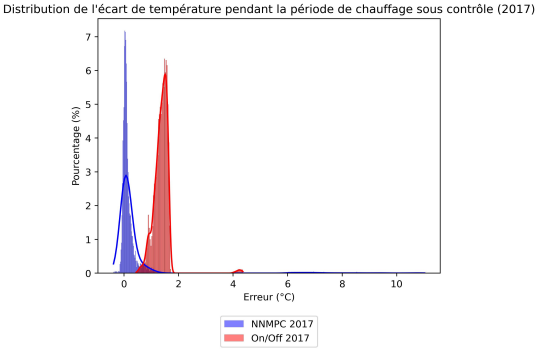
FIGURE A.35 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



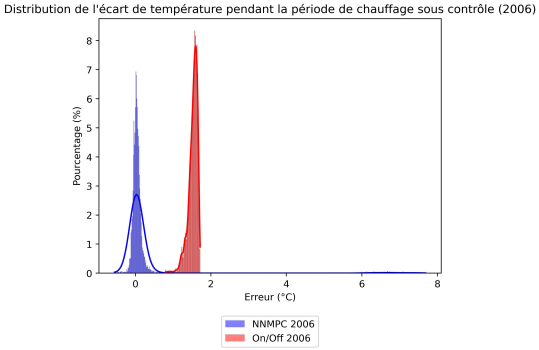
(A) *Refroidissement 2017.*



(B) *Refroidissement 2006.*

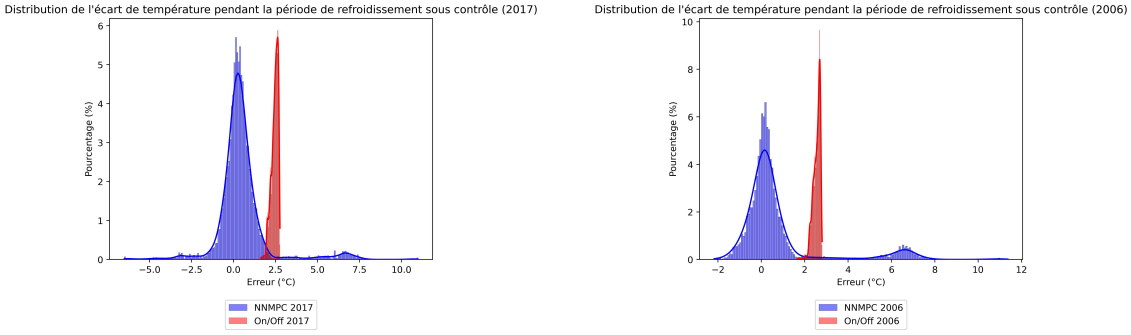


(C) *Chauffage 2017.*



(D) *Chauffage 2006.*

FIGURE A.36 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



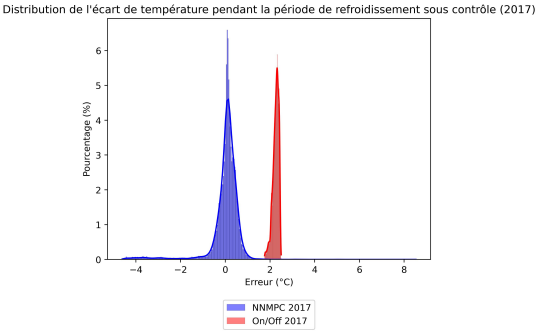
(A) *Refroidissement 2017.*

(B) *Refroidissement 2006.*

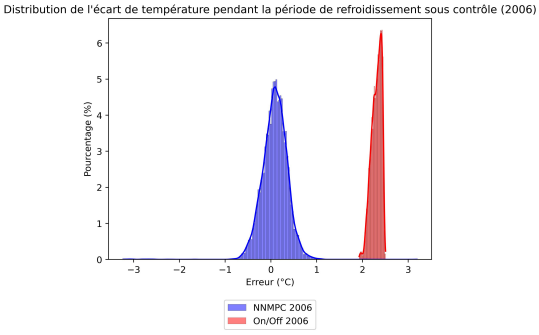
(C) *Chauffage 2017.*

(D) *Chauffage 2006.*

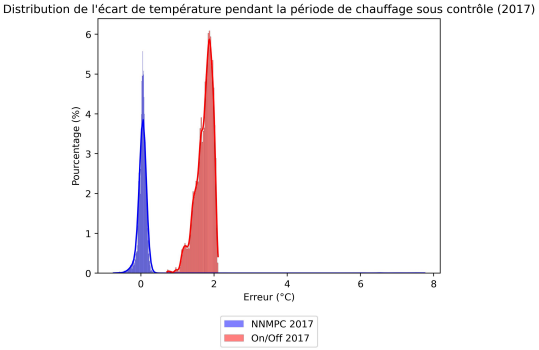
FIGURE A.37 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



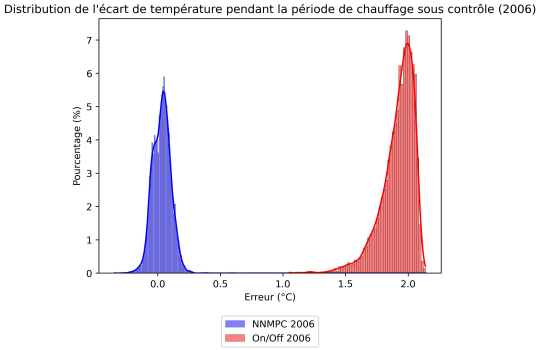
(A) *Refroidissement 2017.*



(B) *Refroidissement 2006.*

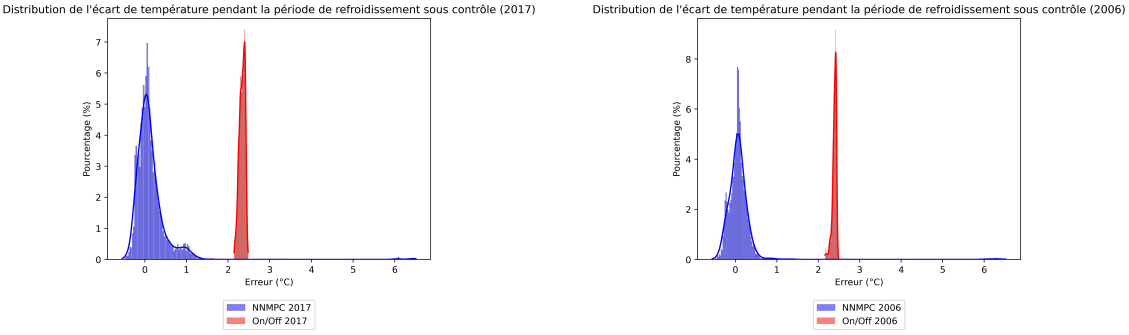


(C) *Chauffage 2017.*



(D) *Chauffage 2006.*

FIGURE A.38 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



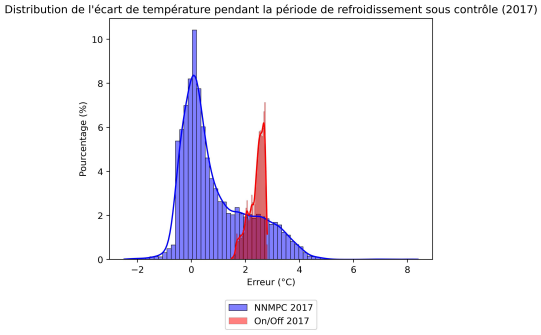
(A) *Refroidissement 2017.*

(B) *Refroidissement 2006.*

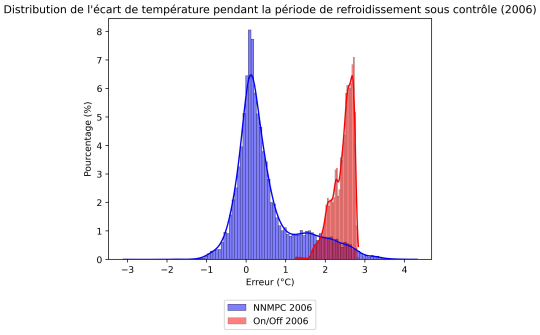
(C) *Chauffage 2017.*

(D) *Chauffage 2006.*

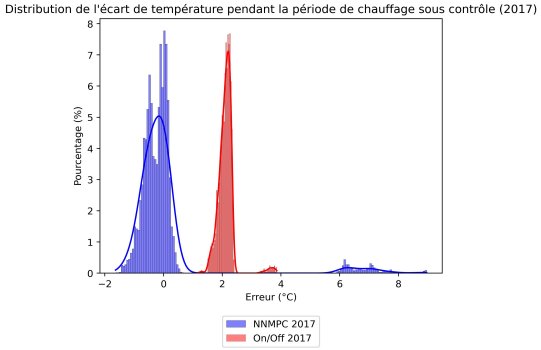
FIGURE A.39 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



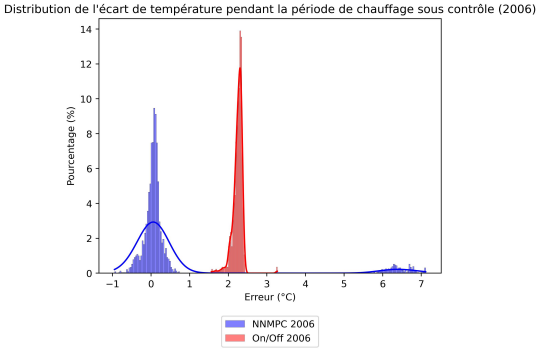
(A) *Refroidissement 2017.*



(B) *Refroidissement 2006.*



(C) *Chauffage 2017.*

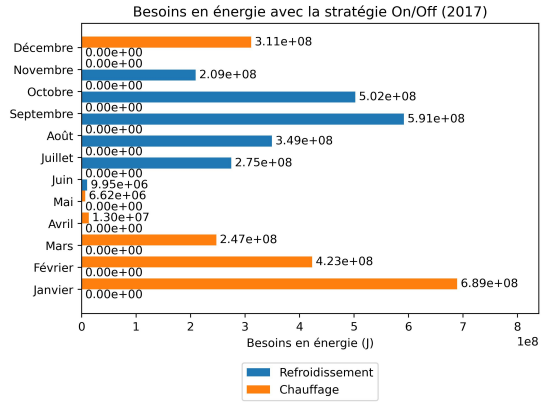


(D) *Chauffage 2006.*

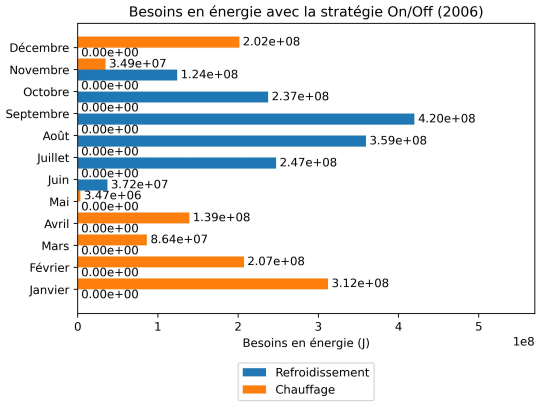
FIGURE A.40 – *Distribution de l'écart entre la température intérieure et la consigne pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667****, durant les saisons de chauffage et de refroidissement, pour les années 2006 et 2017 sous les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*

B

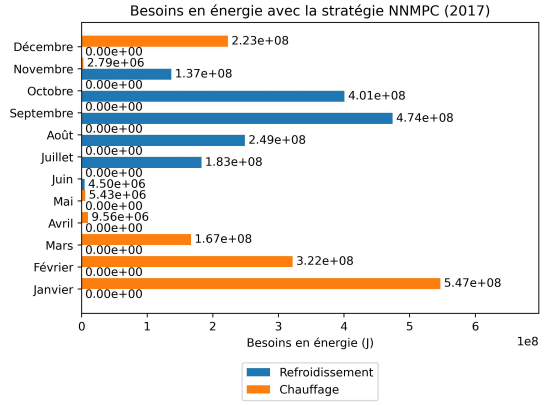
Annexe 2 : Les économies d'énergies sur les différentes pièces



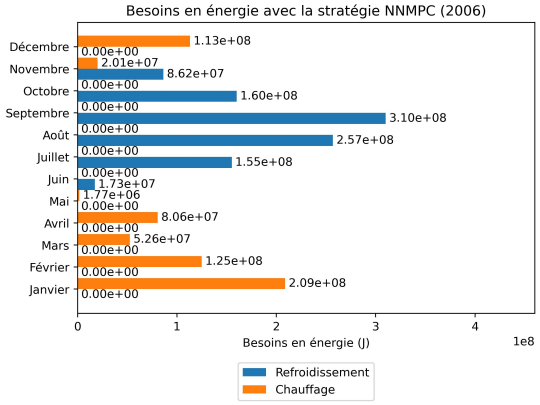
(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*



(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.1 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

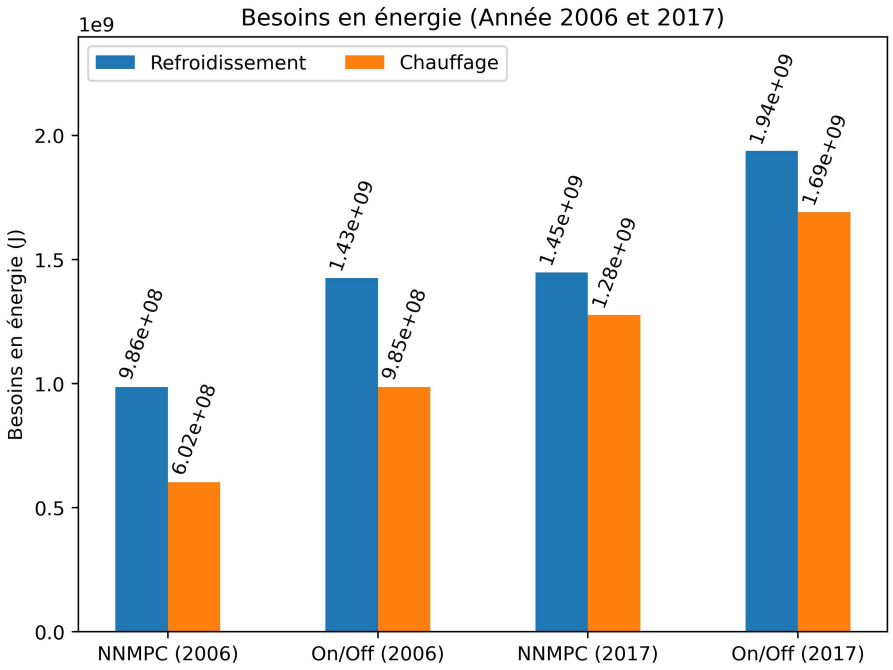
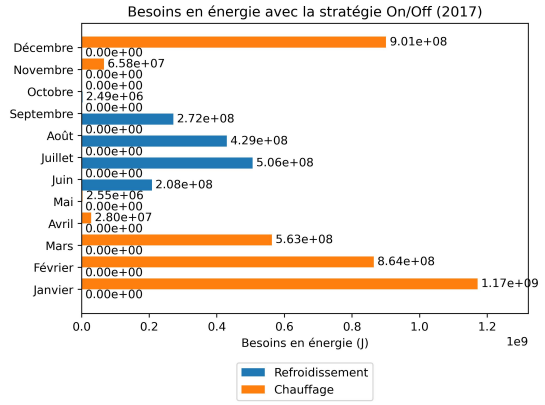
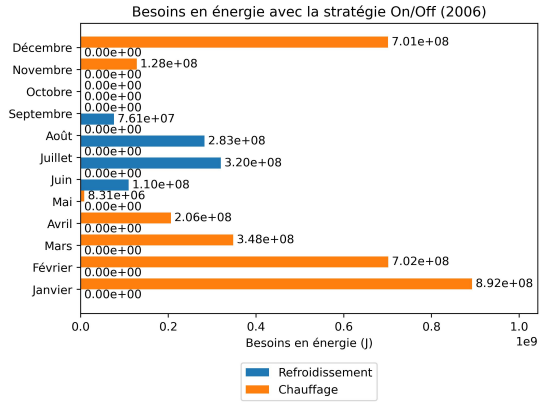


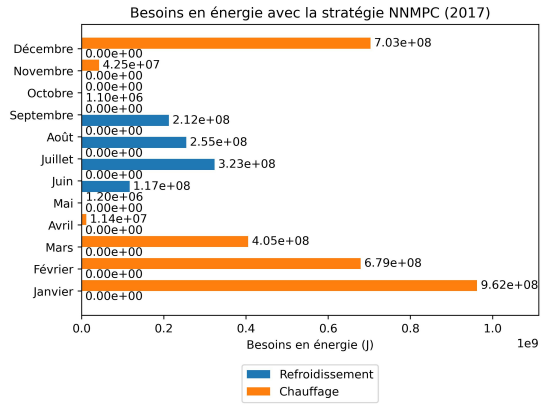
FIGURE B.2 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



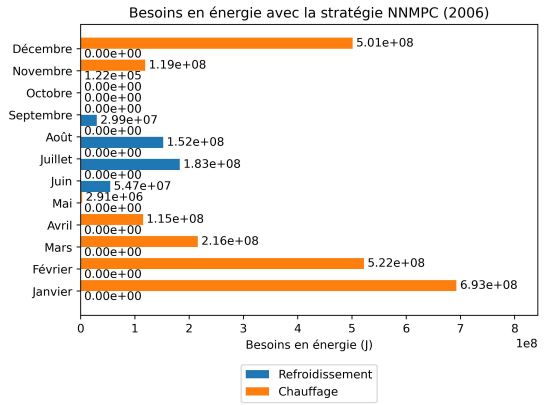
(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*



(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.3 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

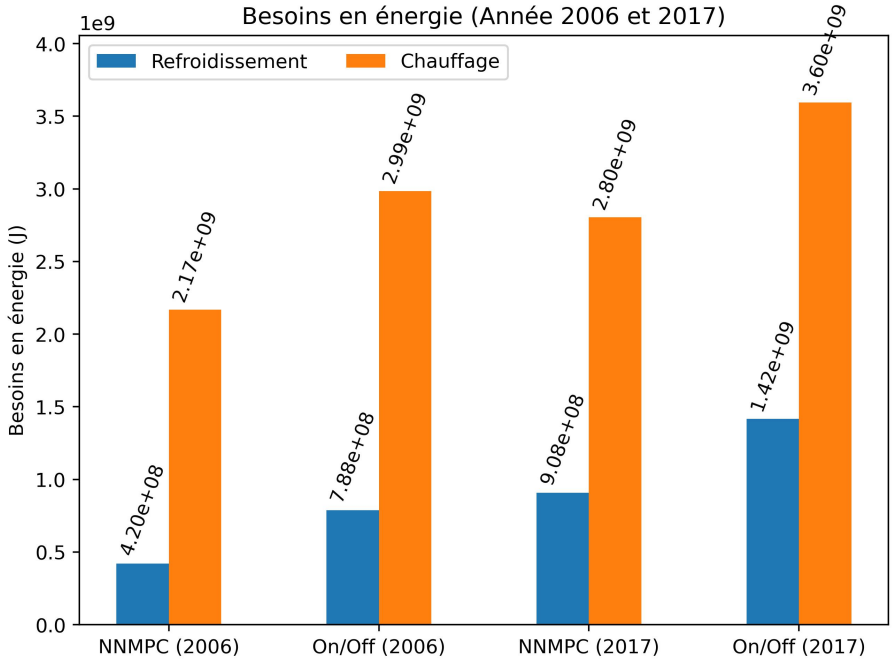
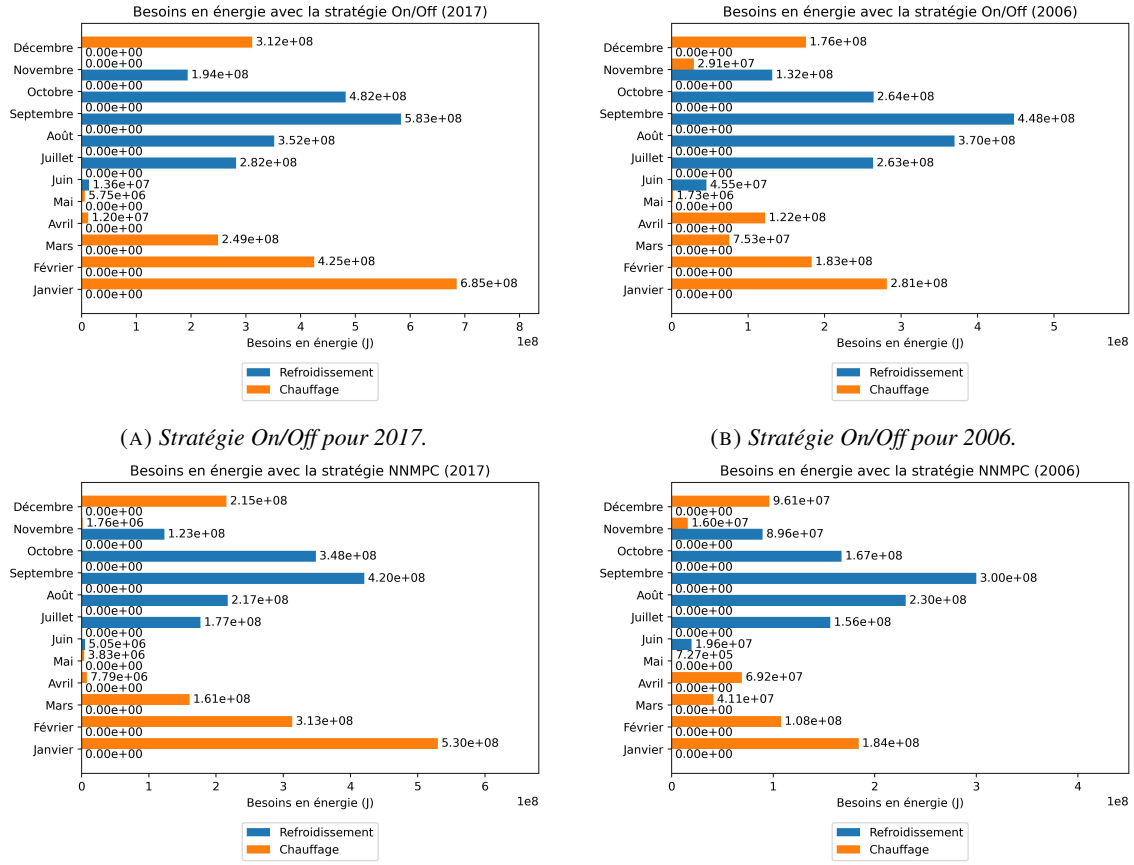


FIGURE B.4 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.5 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

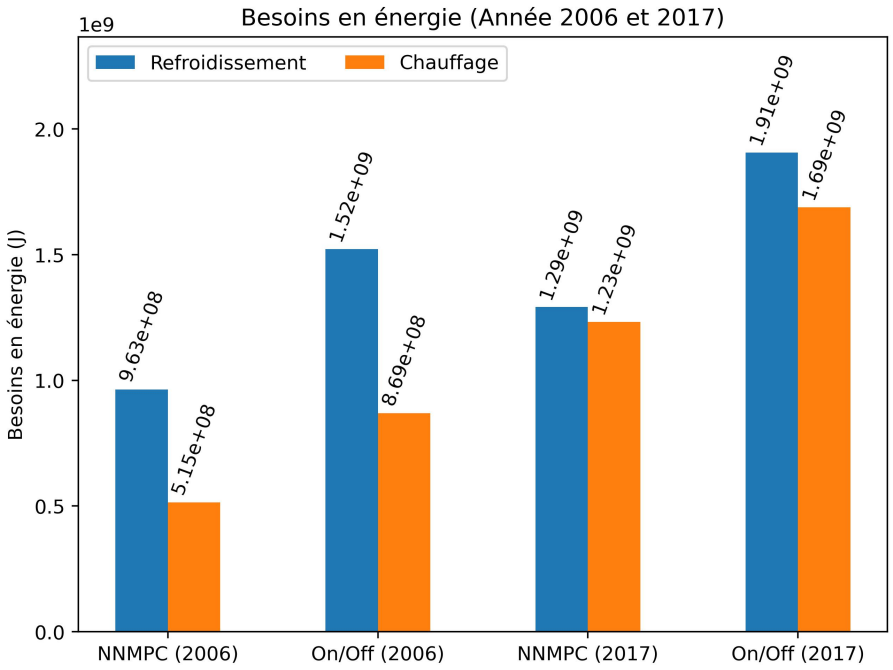
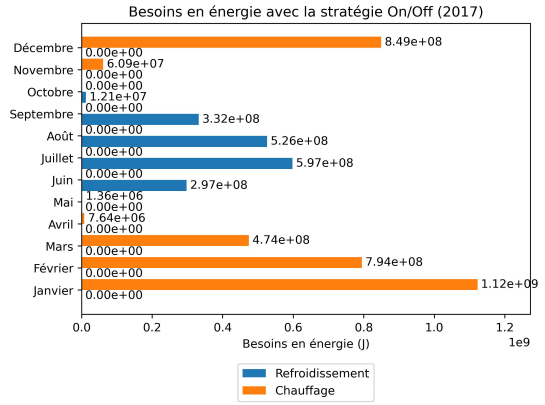
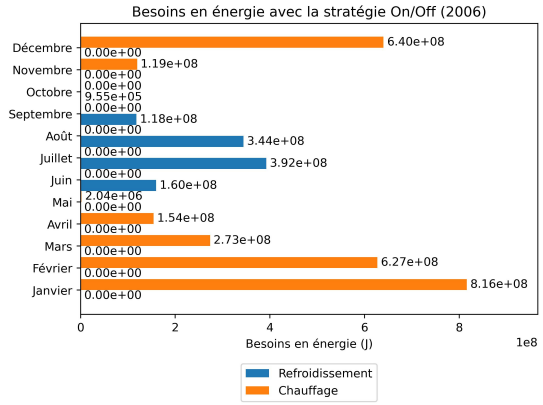


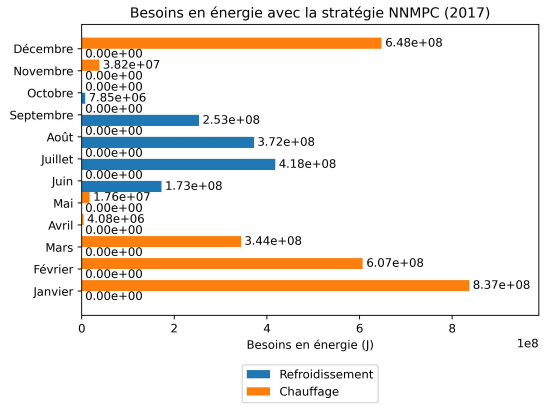
FIGURE B.6 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



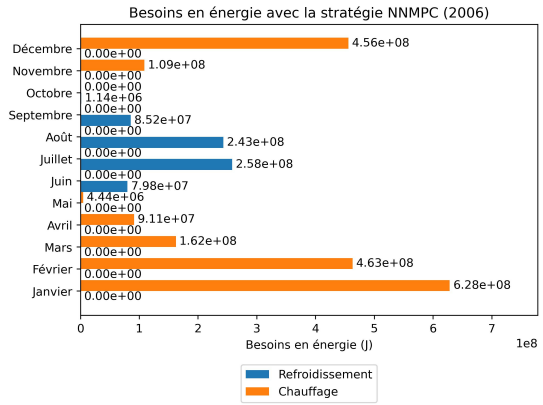
(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*



(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.7 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

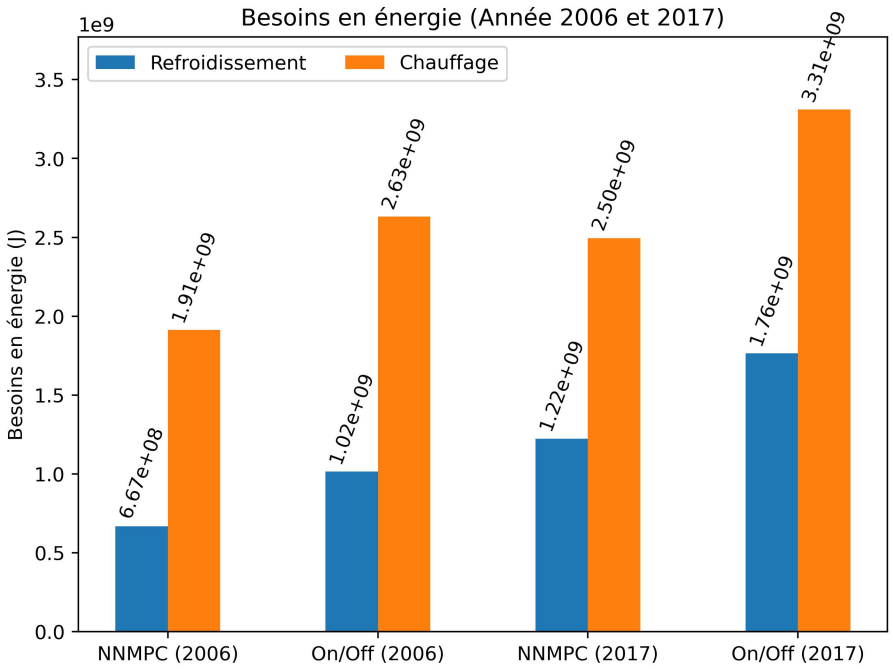
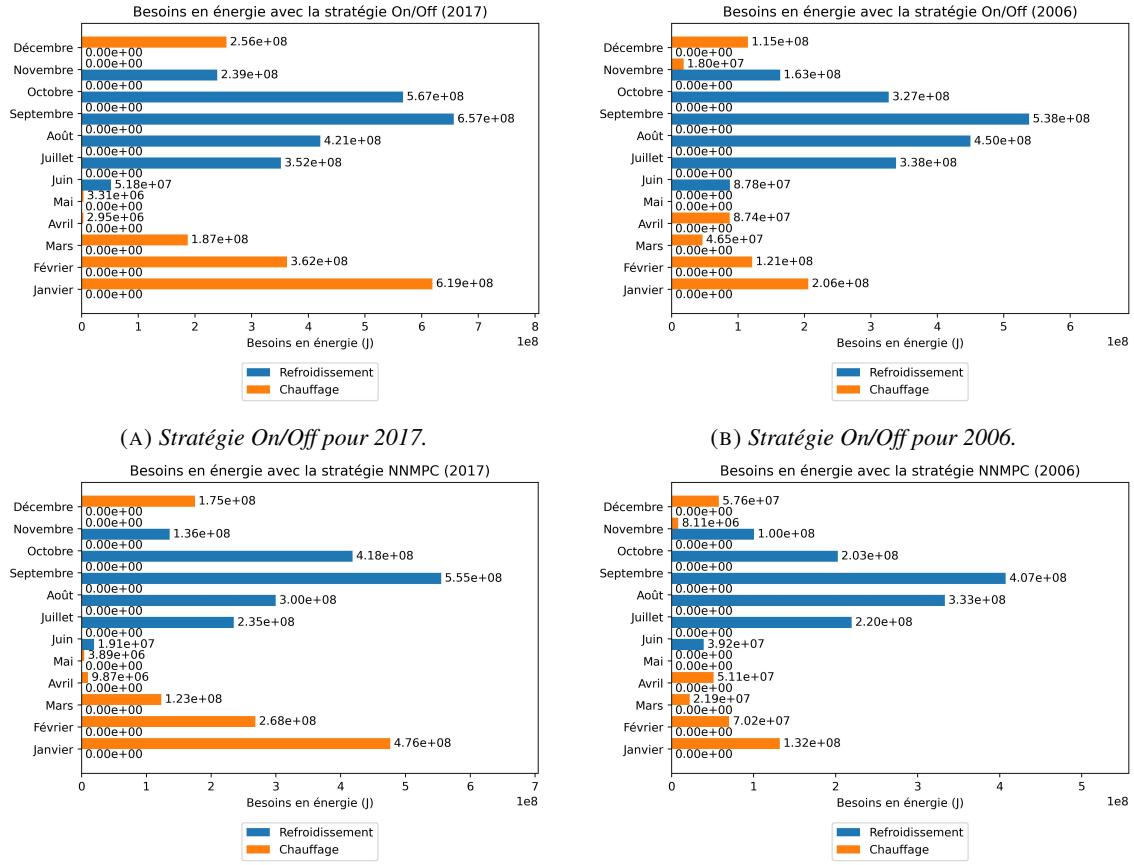


FIGURE B.8 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.9 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

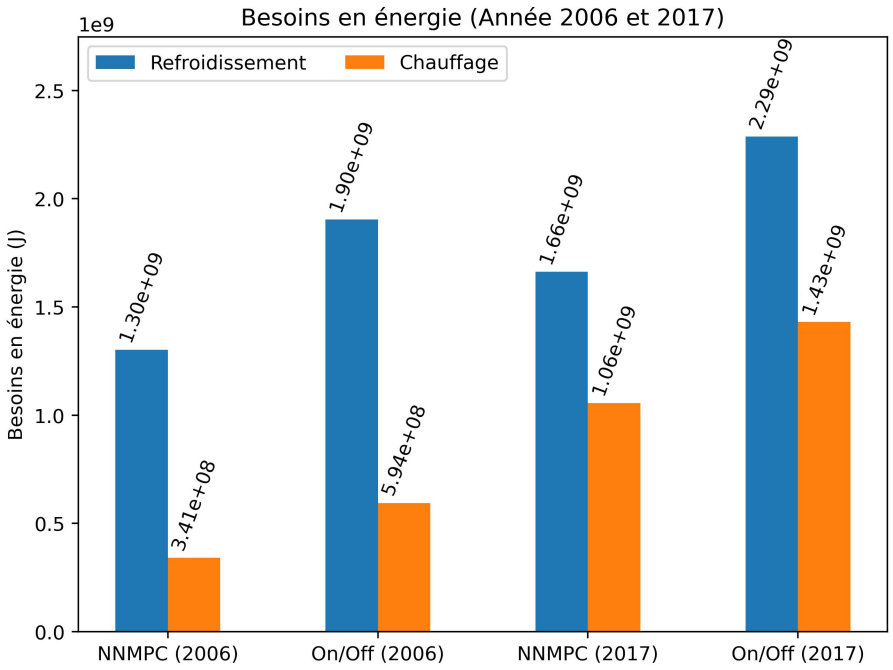
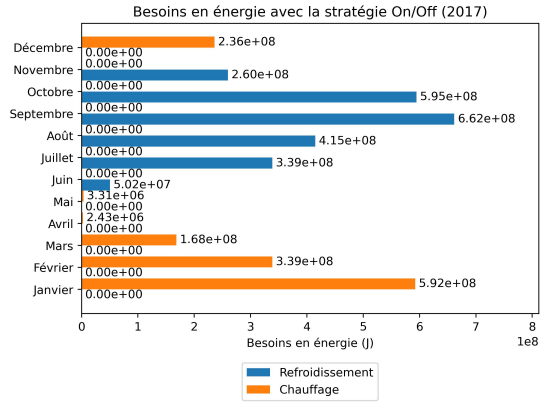
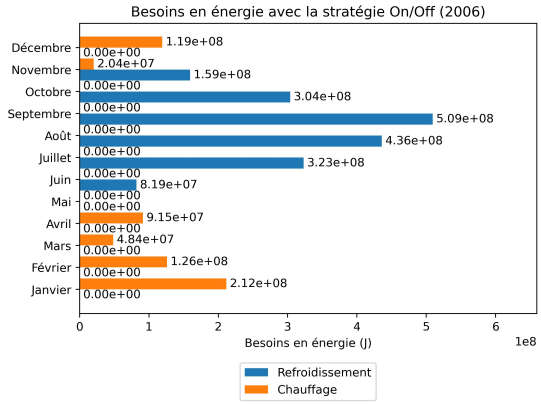


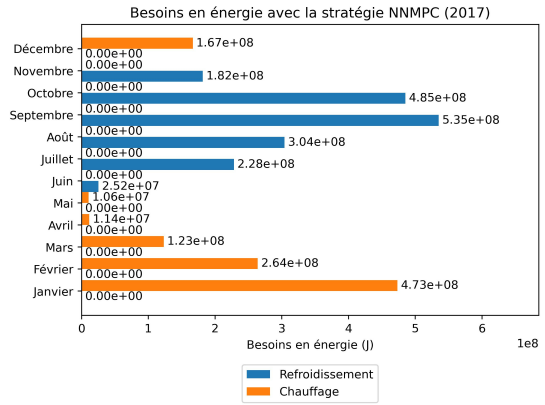
FIGURE B.10 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



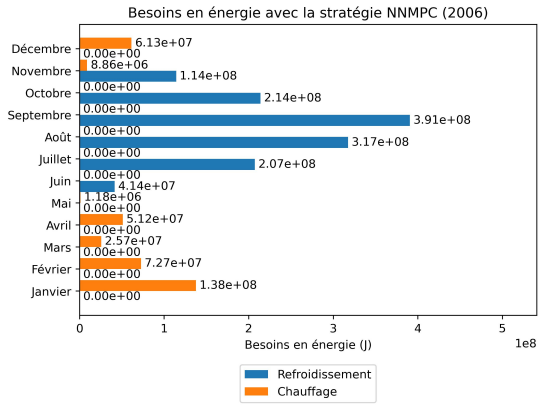
(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*



(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.11 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

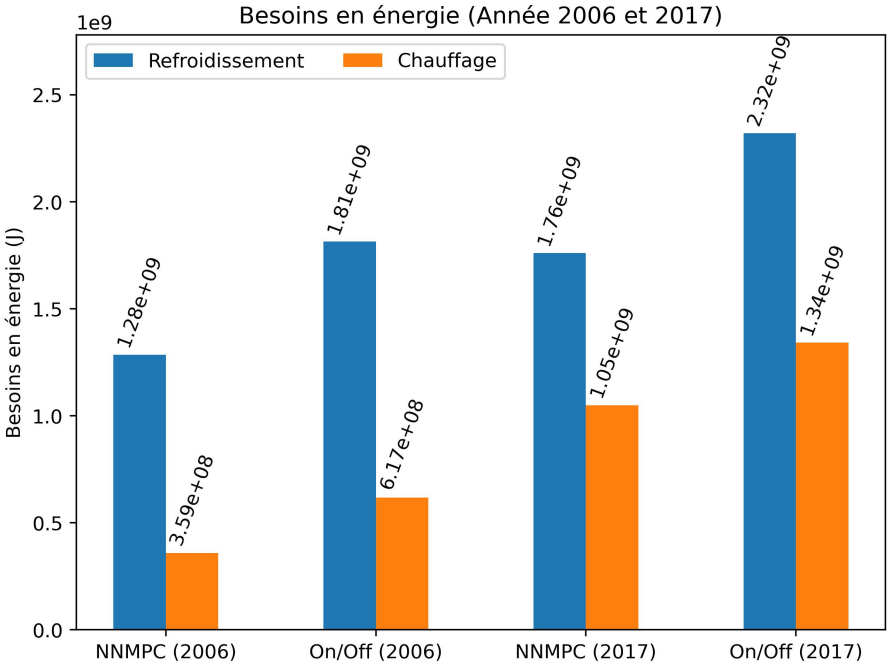
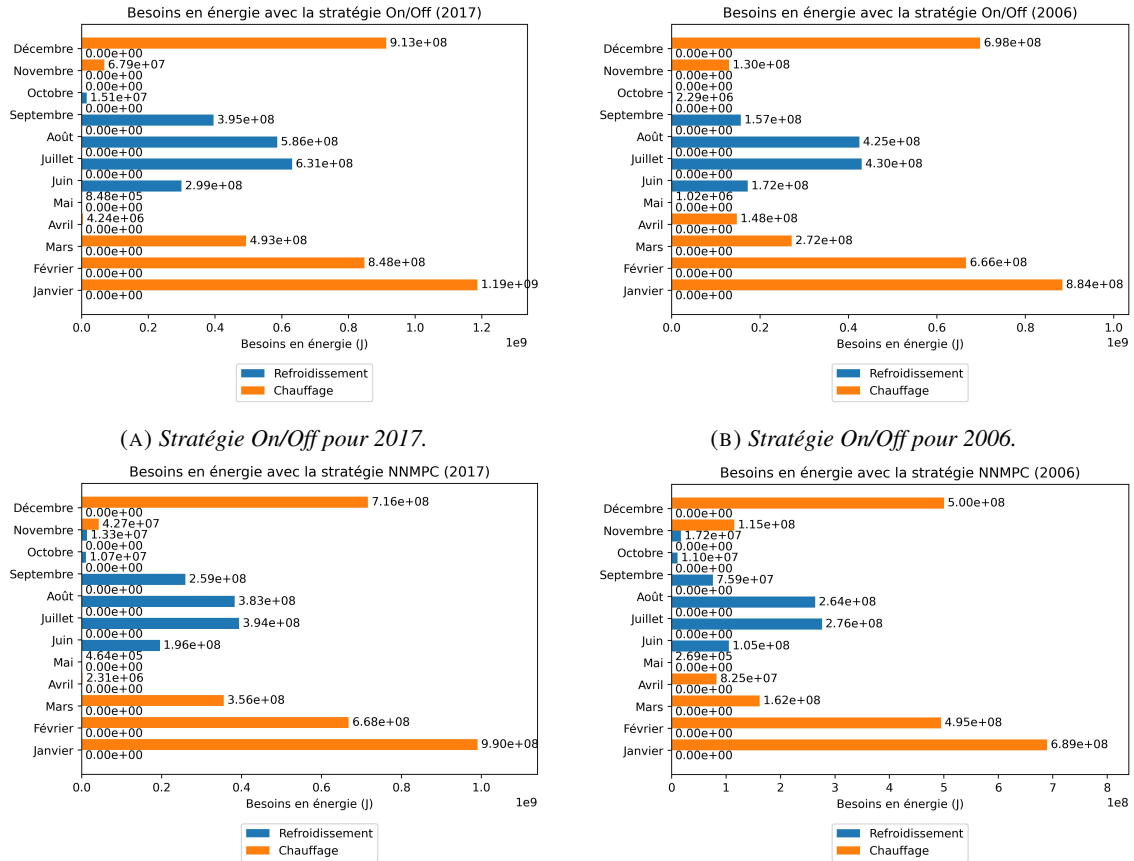


FIGURE B.12 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.13 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

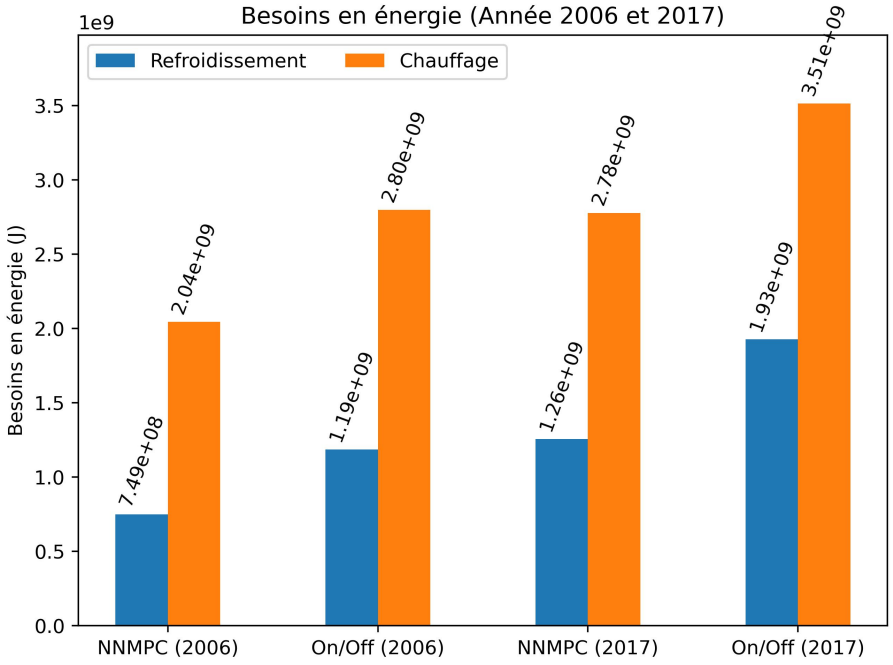
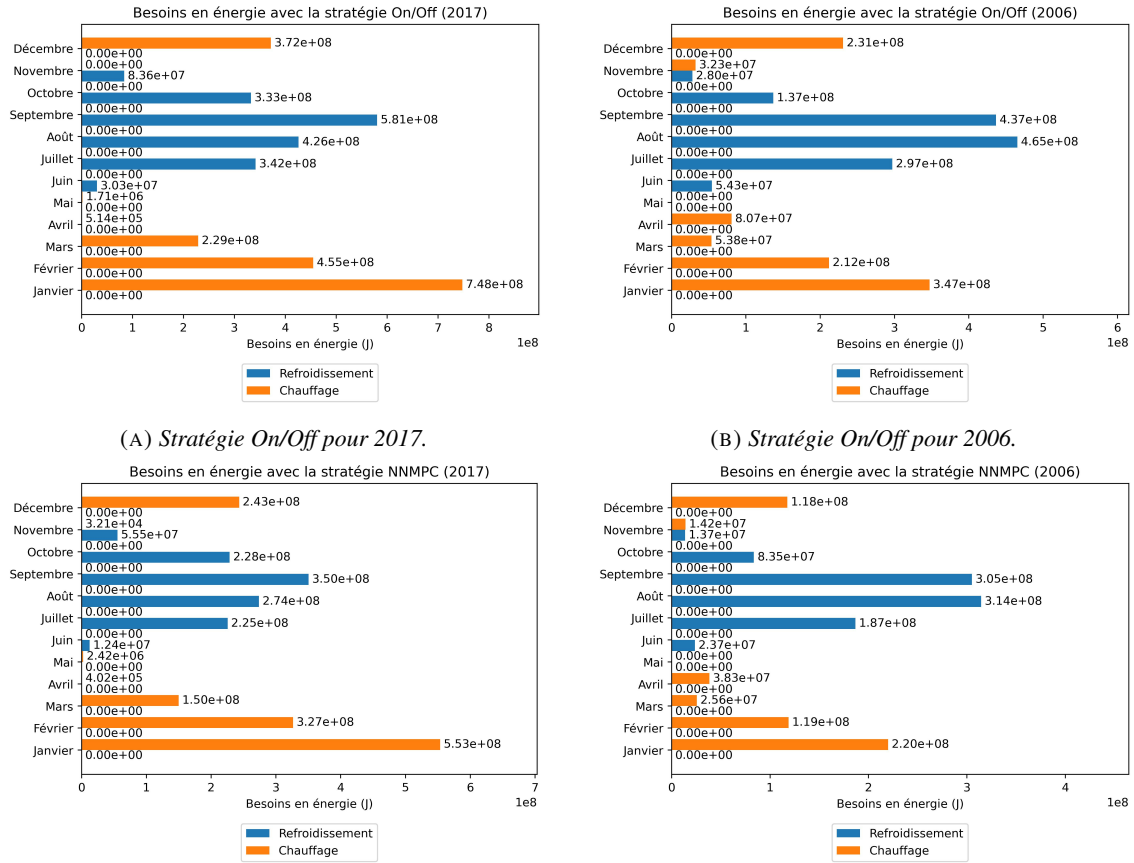


FIGURE B.14 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.15 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

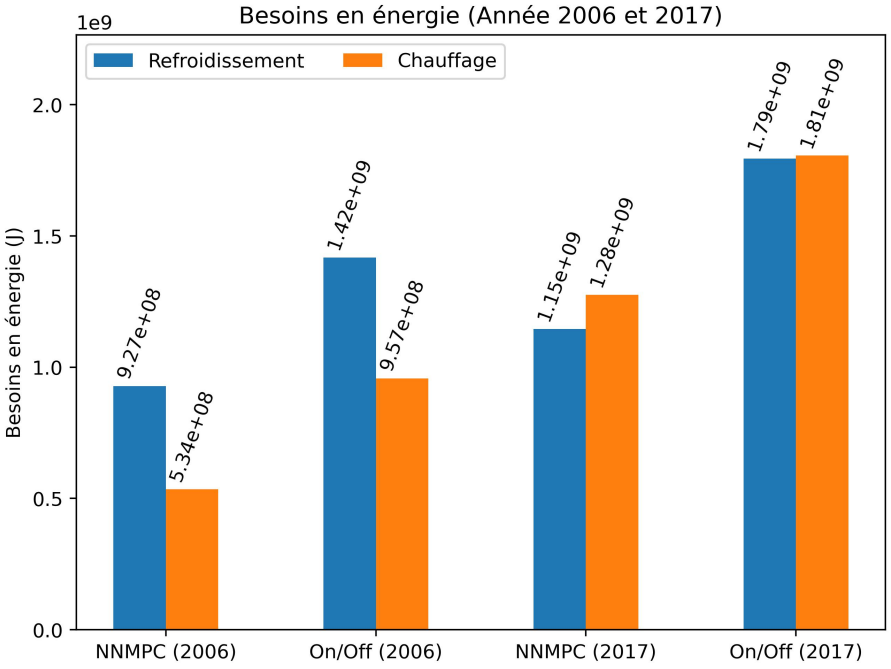
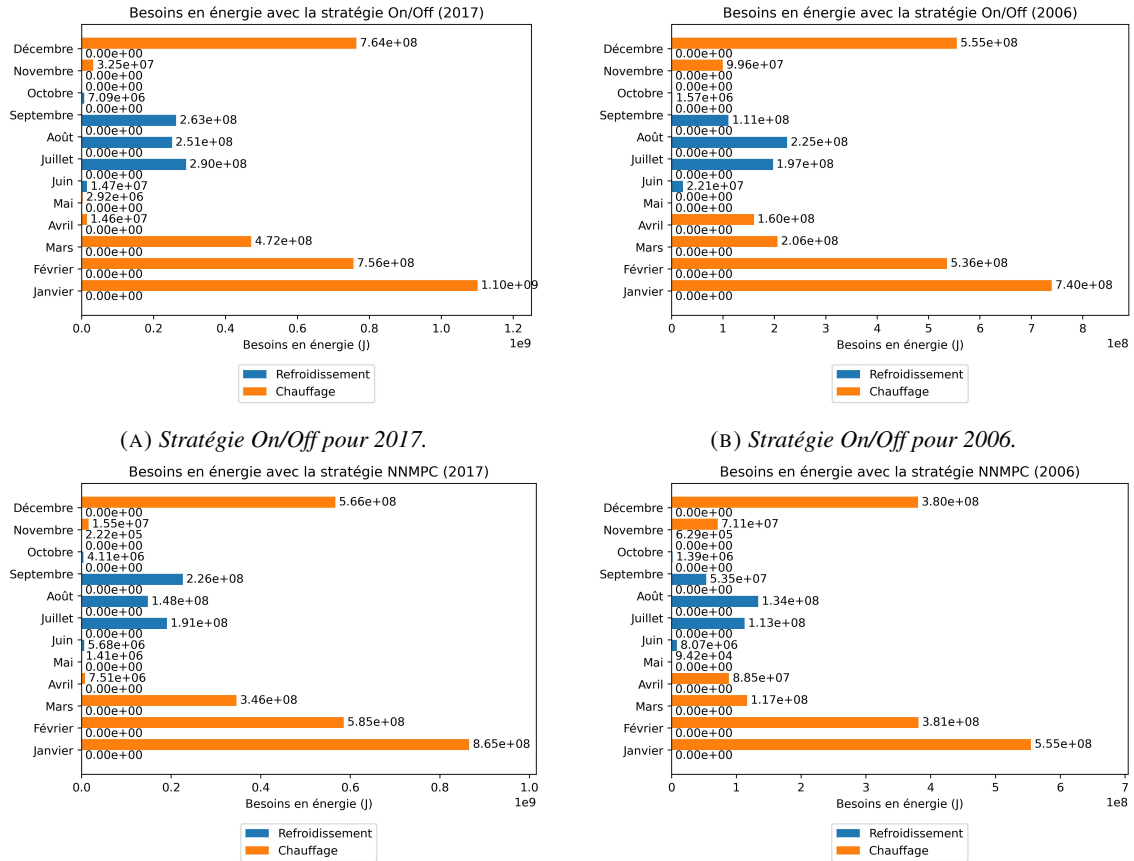


FIGURE B.16 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre **E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621**, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.17 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre **E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187** selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

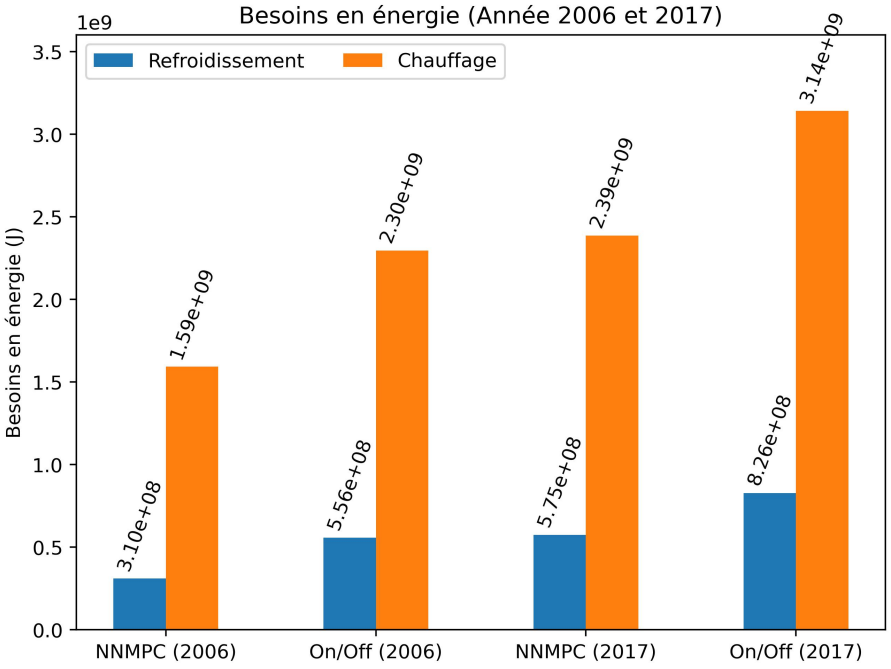
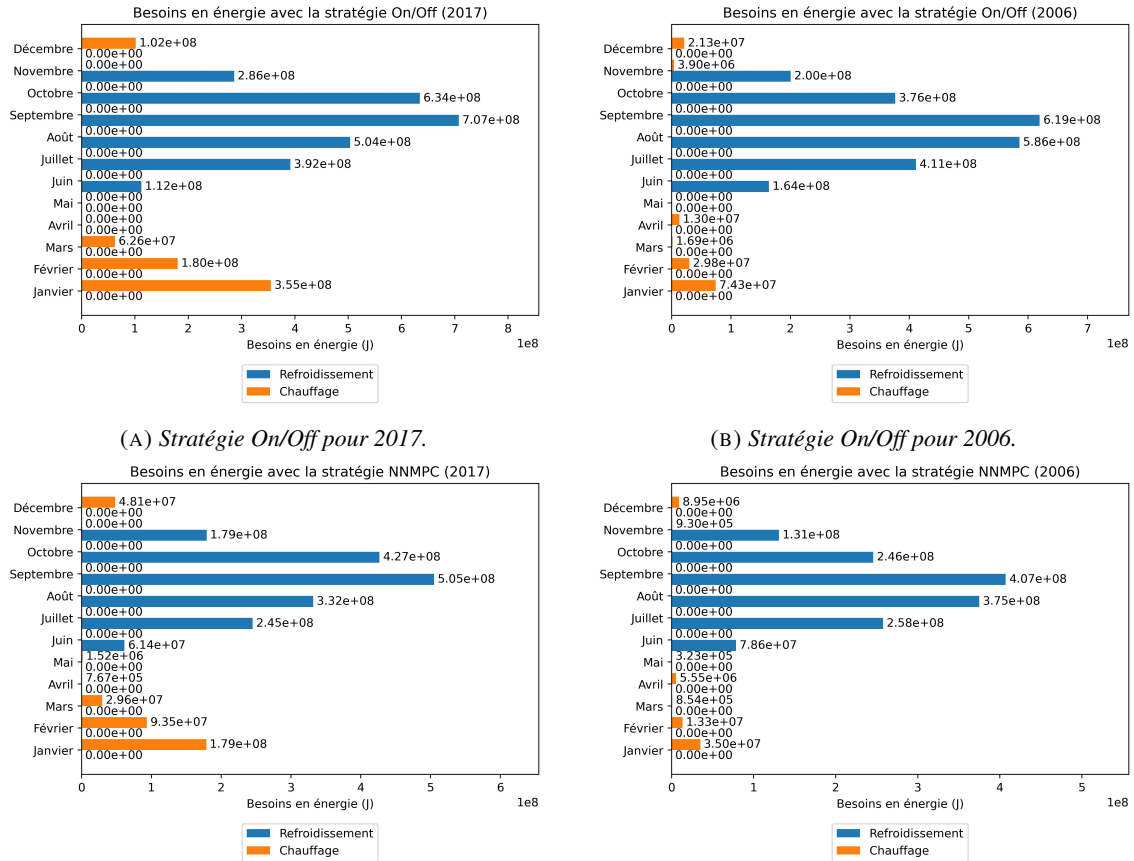


FIGURE B.18 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



(A) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

FIGURE B.19 – *Comparaison des besoins énergétiques pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667*** *selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*

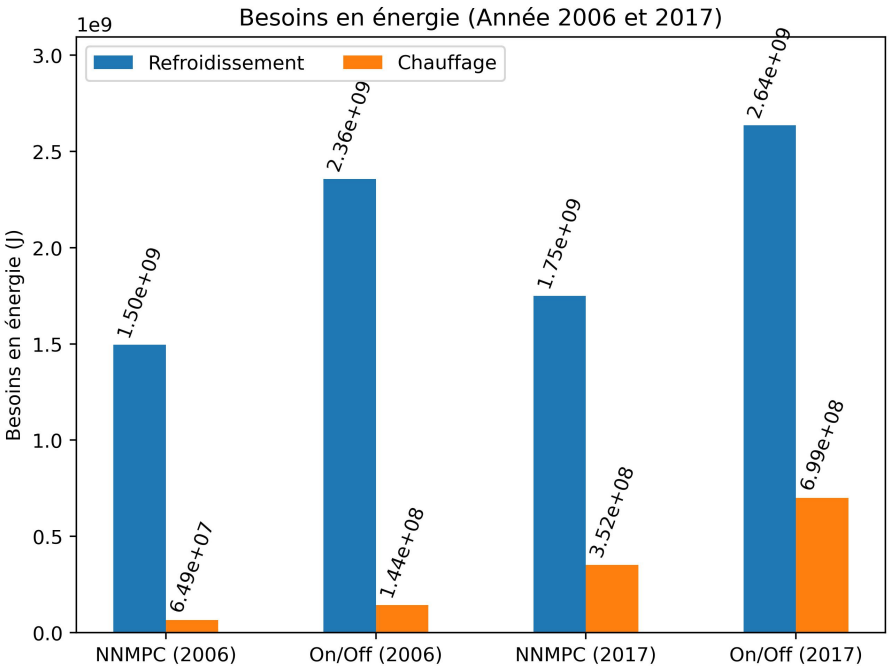
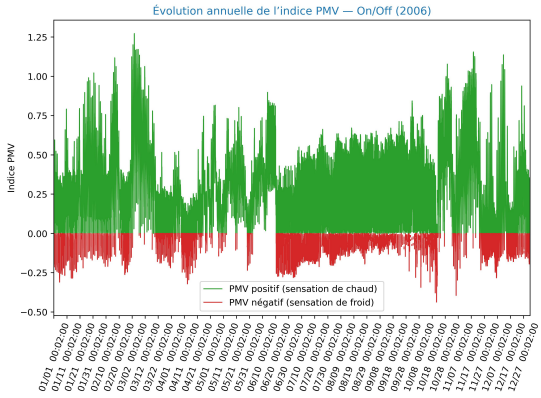


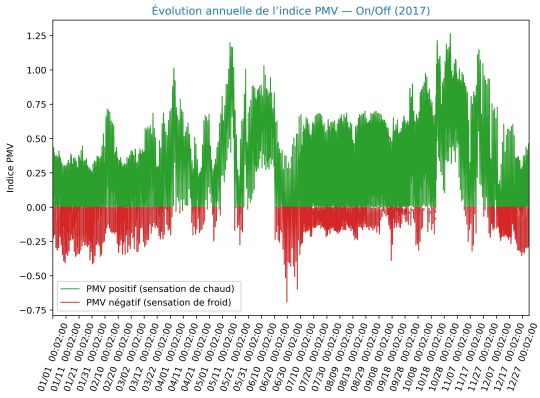
FIGURE B.20 – *Besoins énergétiques globaux pour la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667****, selon les stratégies On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*

C

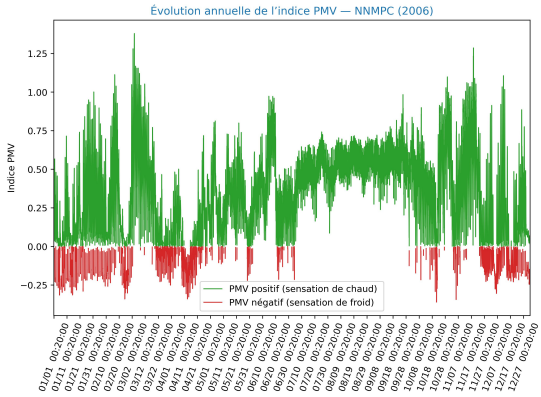
Annexe 3 : PMV



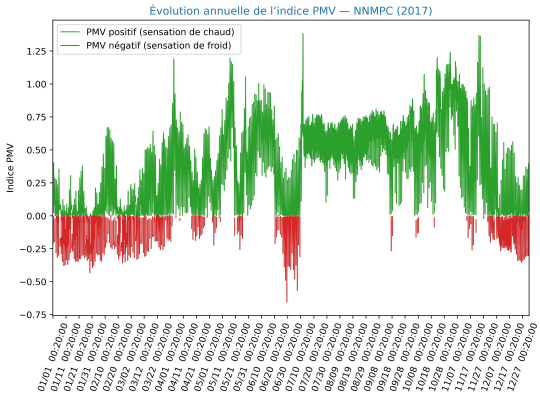
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*



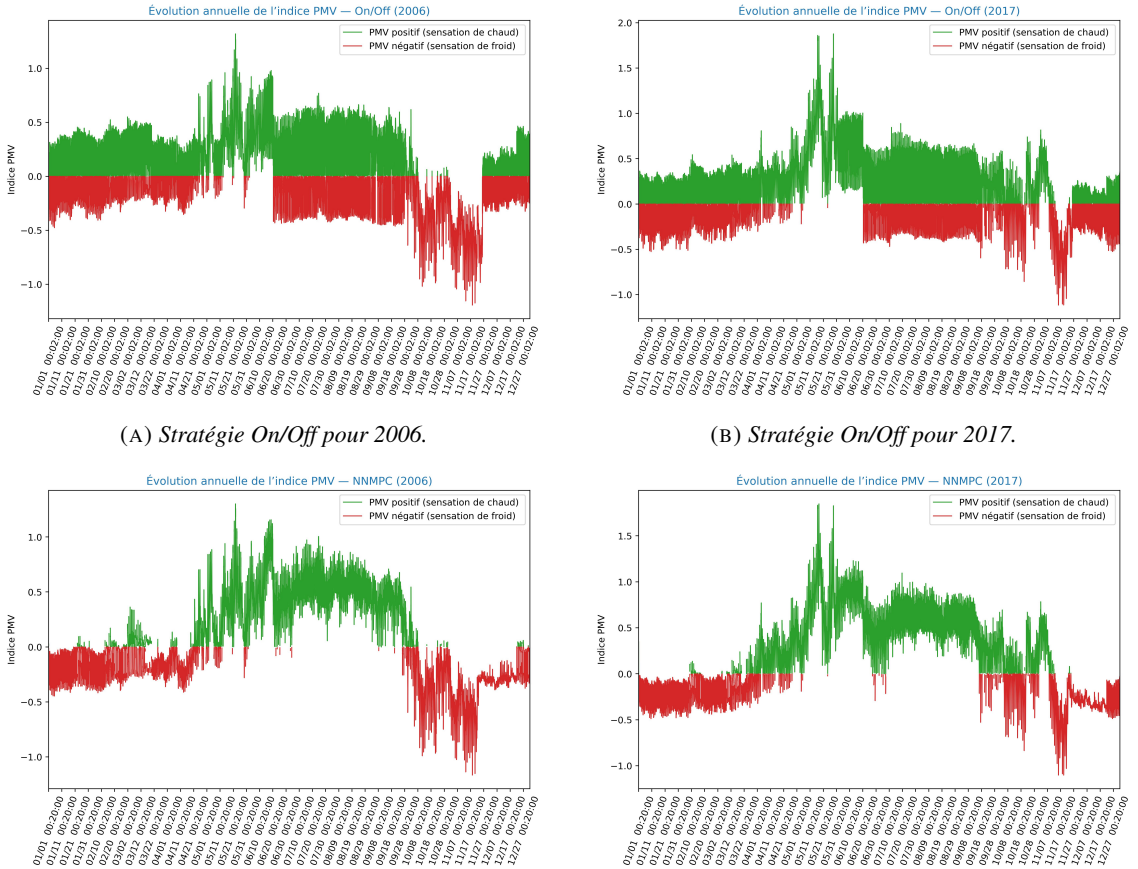
(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*



(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.1 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*

C.0.1 Distribution PMV



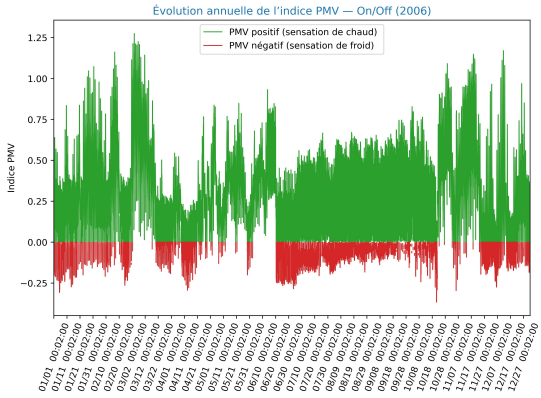
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

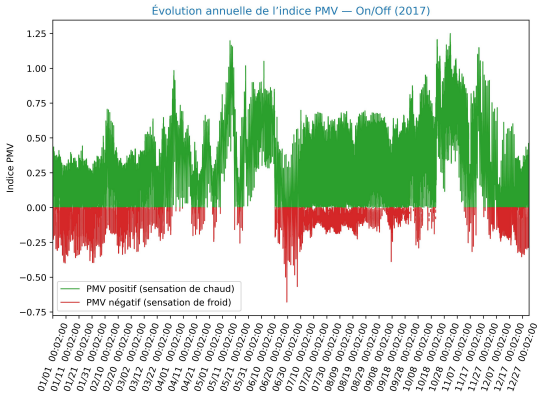
(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

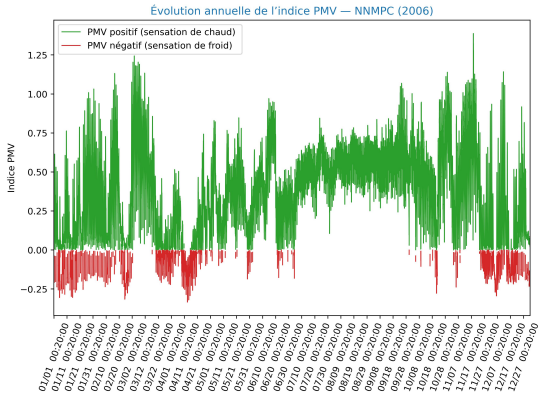
FIGURE C.2 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



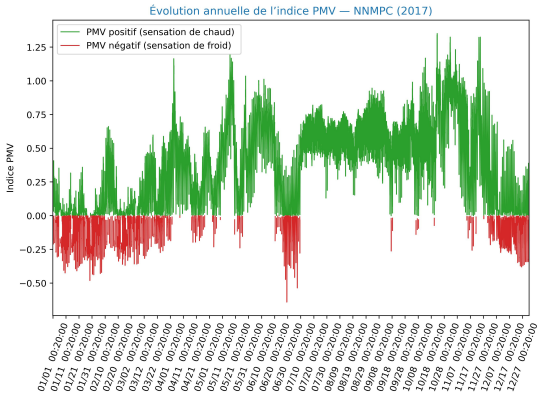
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*



(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

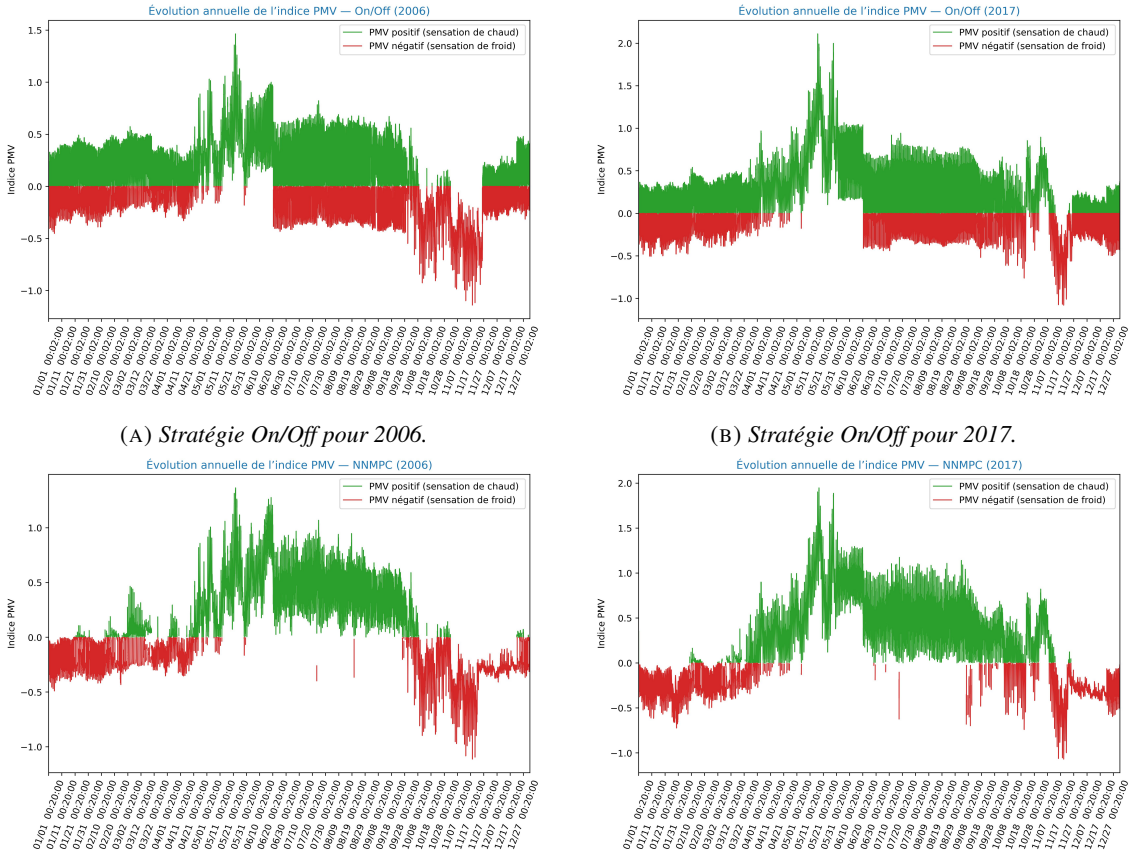


(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*



(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.3 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre **E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC, pour les années 2006 et 2017.*



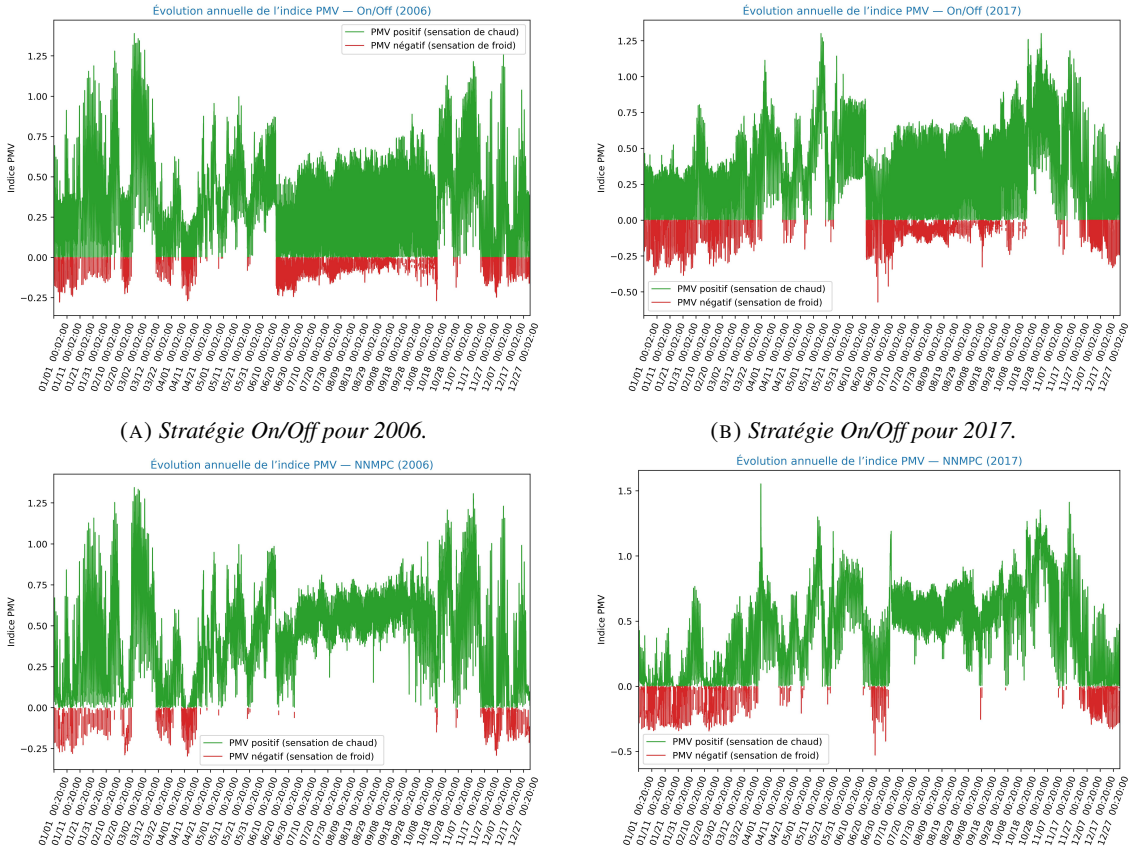
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.4 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



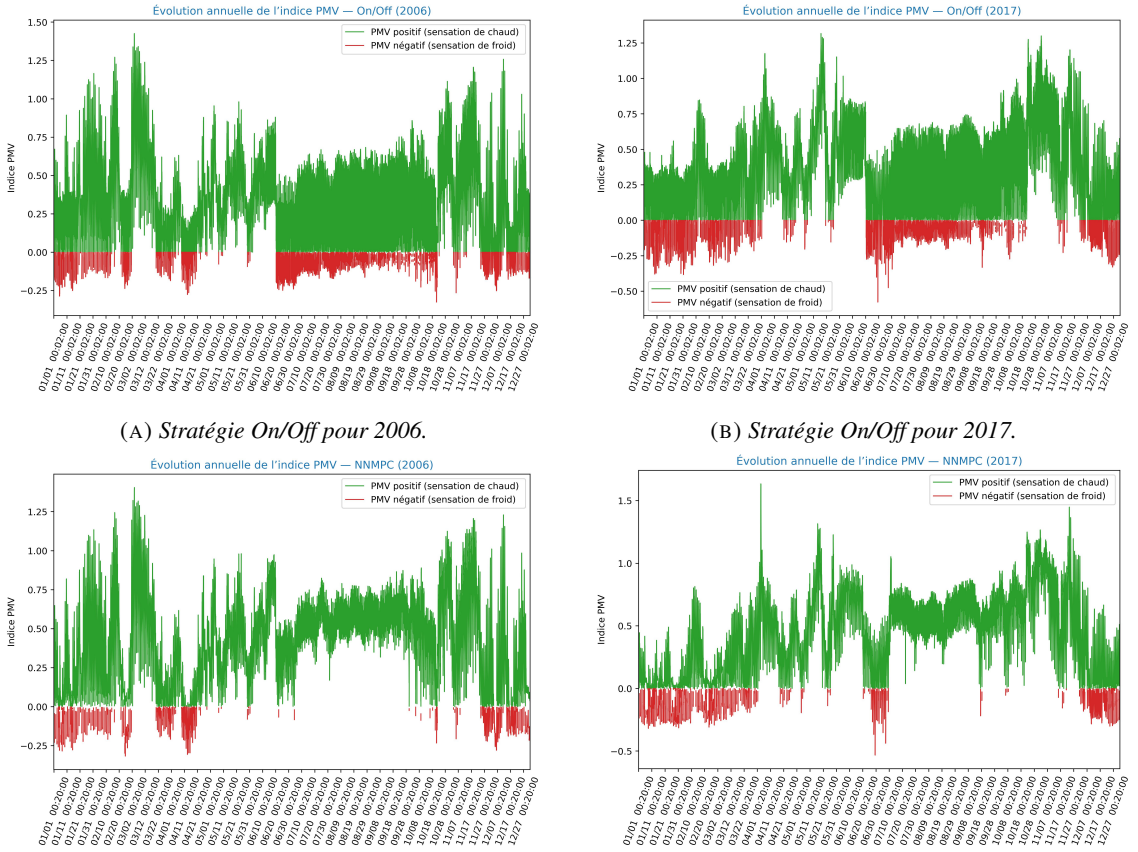
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.5 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



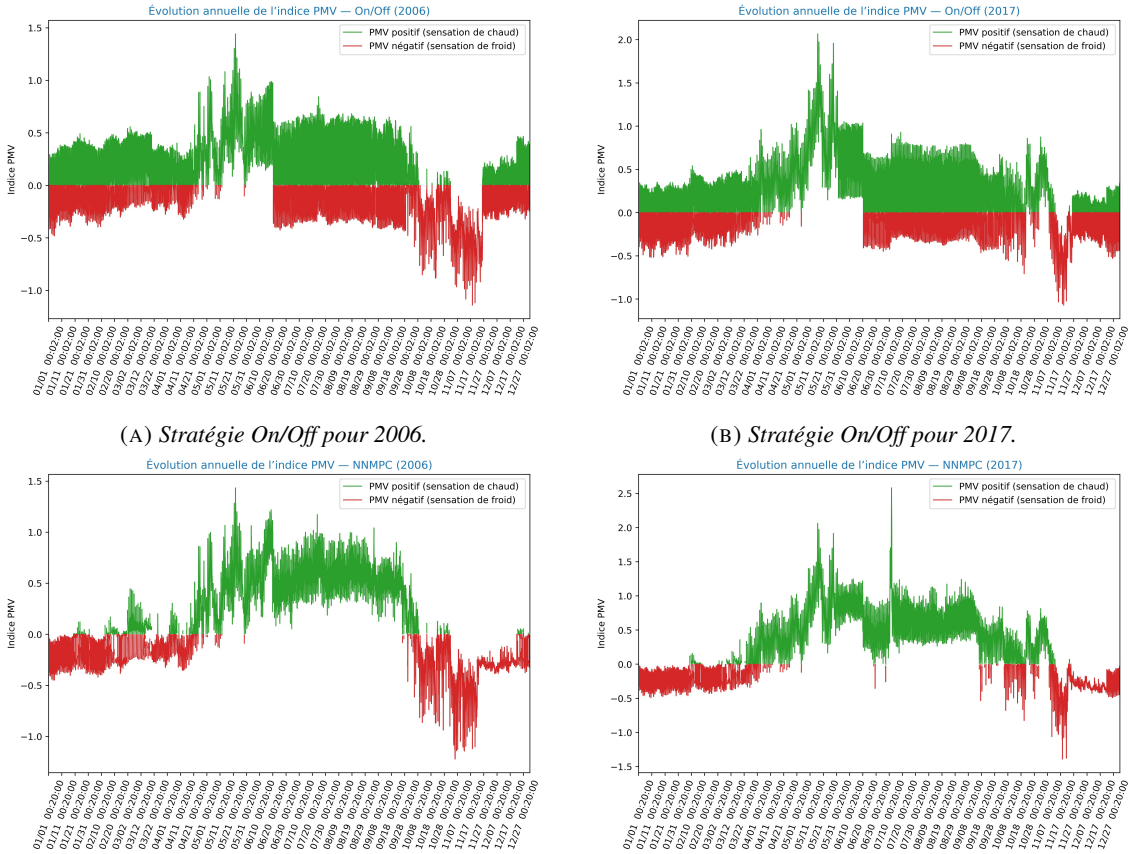
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.6 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



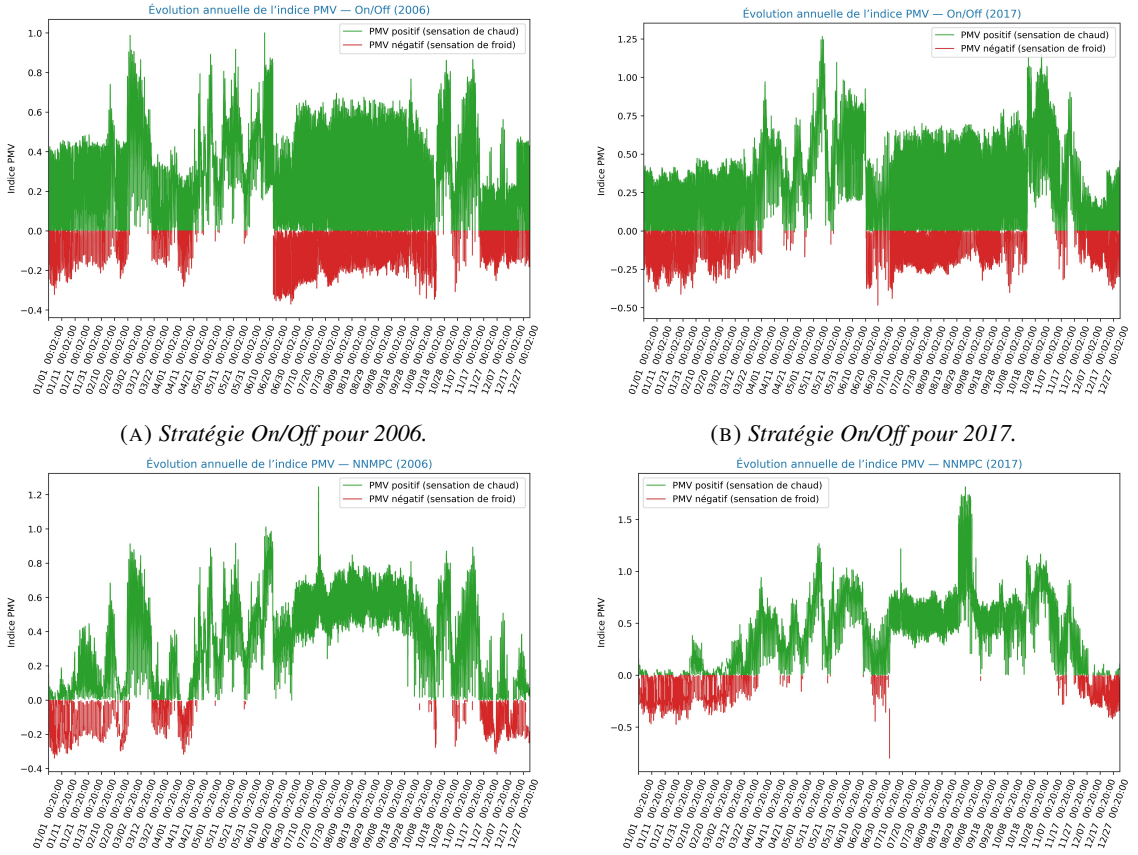
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.7 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



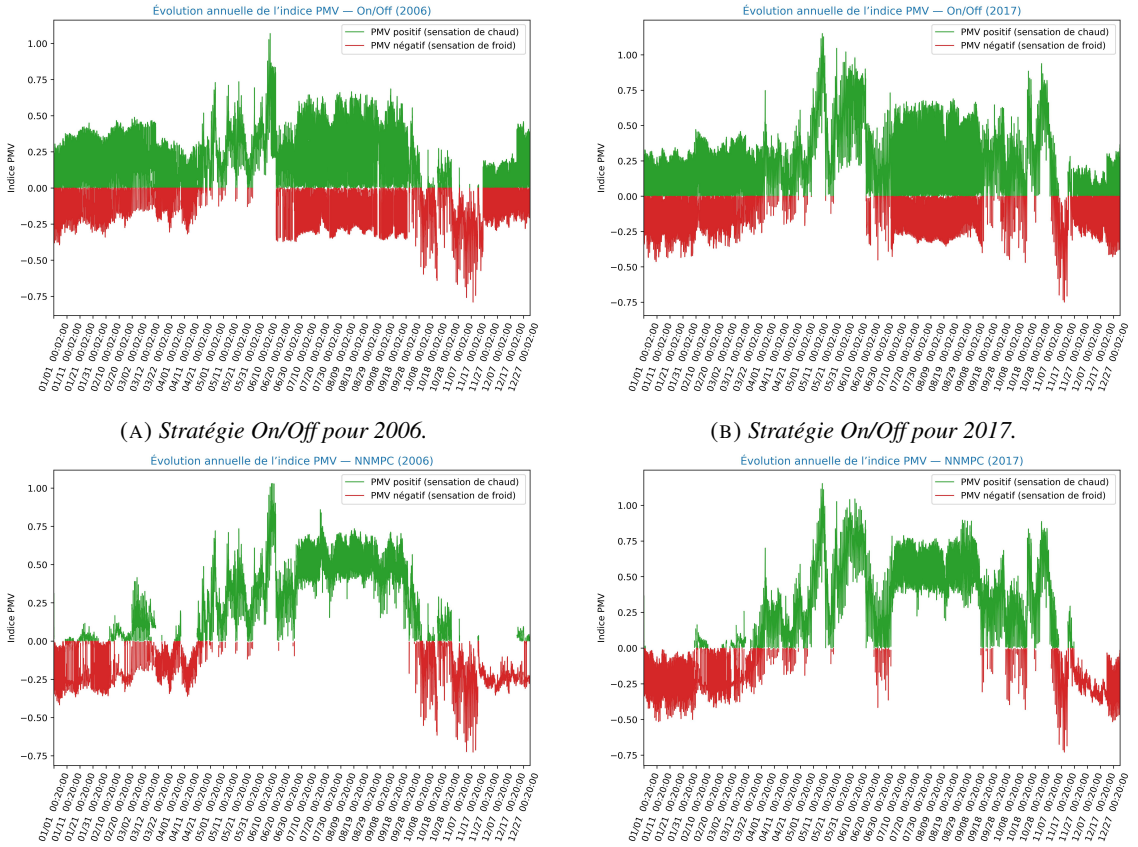
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.8 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



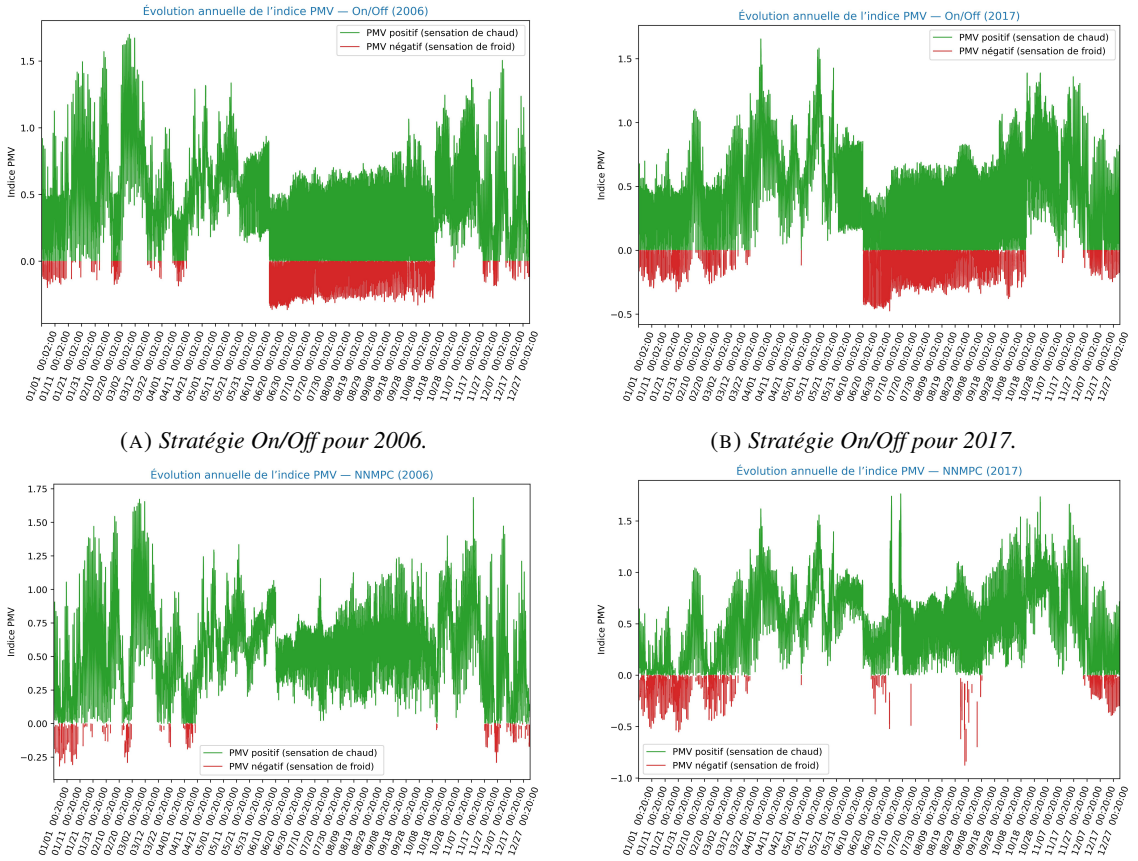
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.9 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



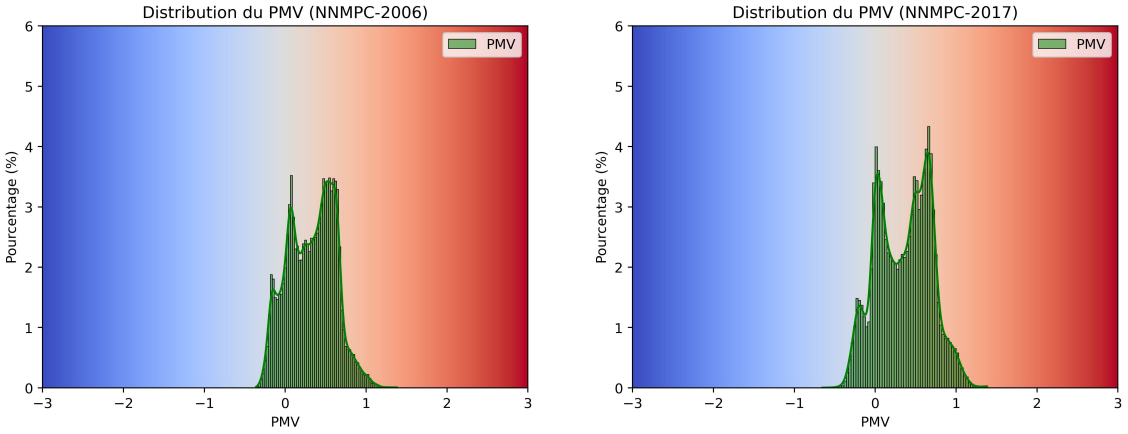
(A) *Stratégie On/Off pour 2006.*

(B) *Stratégie On/Off pour 2017.*

(C) *Stratégie NNMPC pour 2006.*

(D) *Stratégie NNMPC pour 2017.*

FIGURE C.10 – *Évolution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667****, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



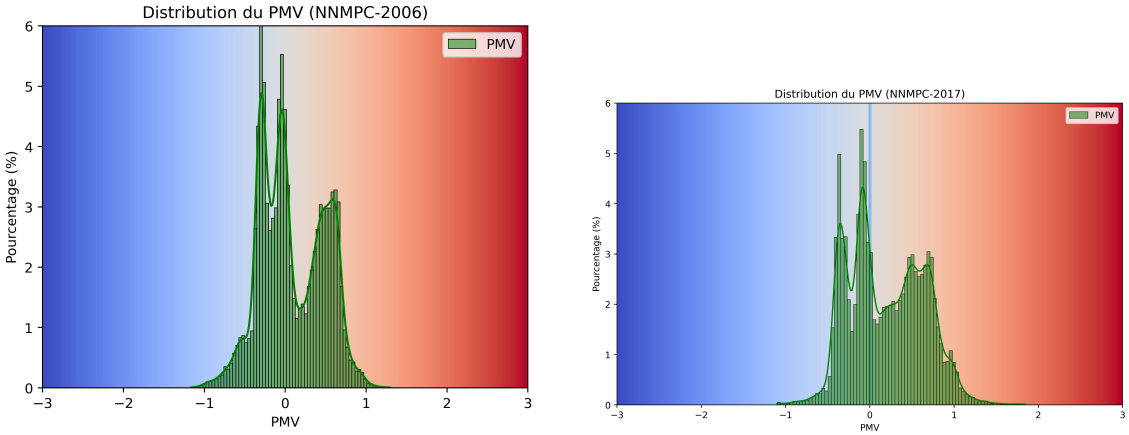
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006).*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017).*

(C) *On/Off sur Desktop (2006).*

(D) *On/Off sur Desktop (2017).*

FIGURE C.11 – *Distributions de l'indice PMV pour la chambre **E1_CHAMBRE_2_8_AIM0775**, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC pour les années 2006 et 2017.*



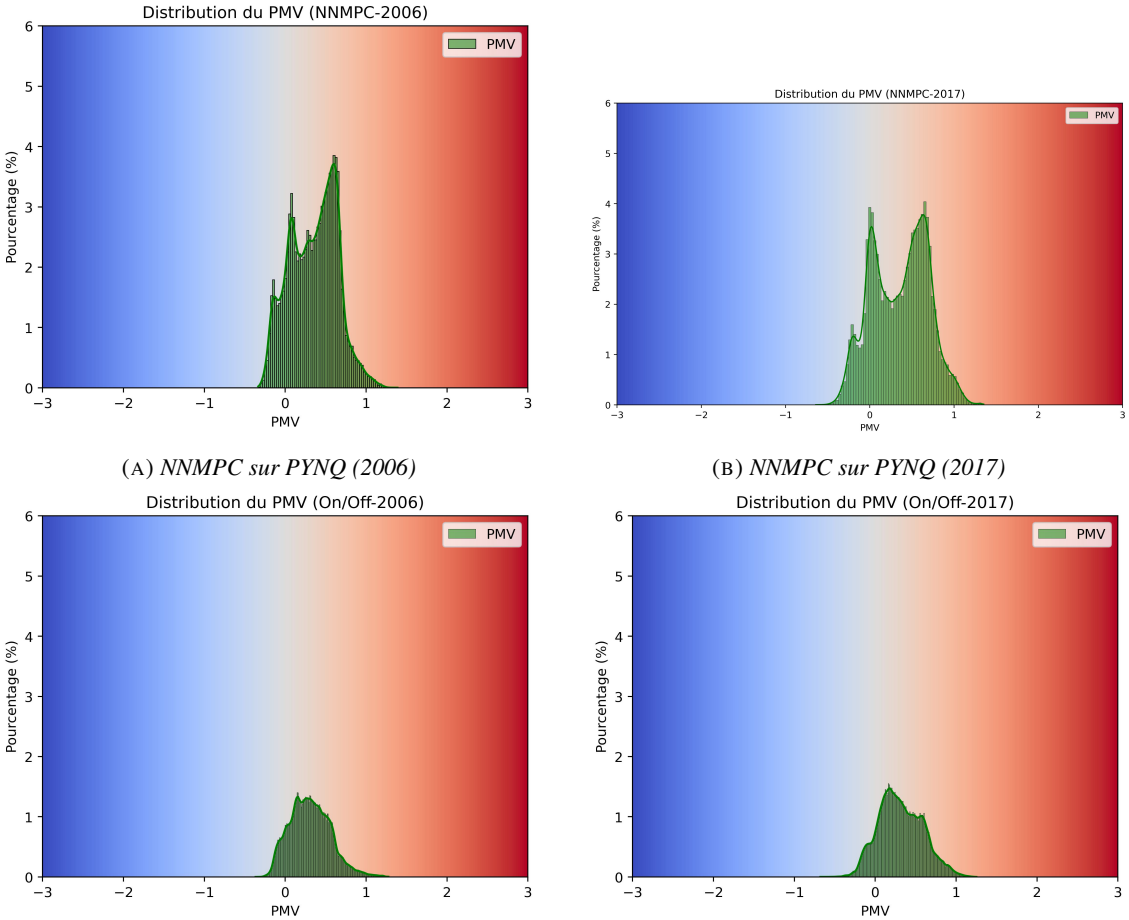
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.12 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E1_CHAMBRE_3_12_AIM0267****, pour les années 2006 et 2017, selon les stratégies de régulation On/Off et NNMPC.*



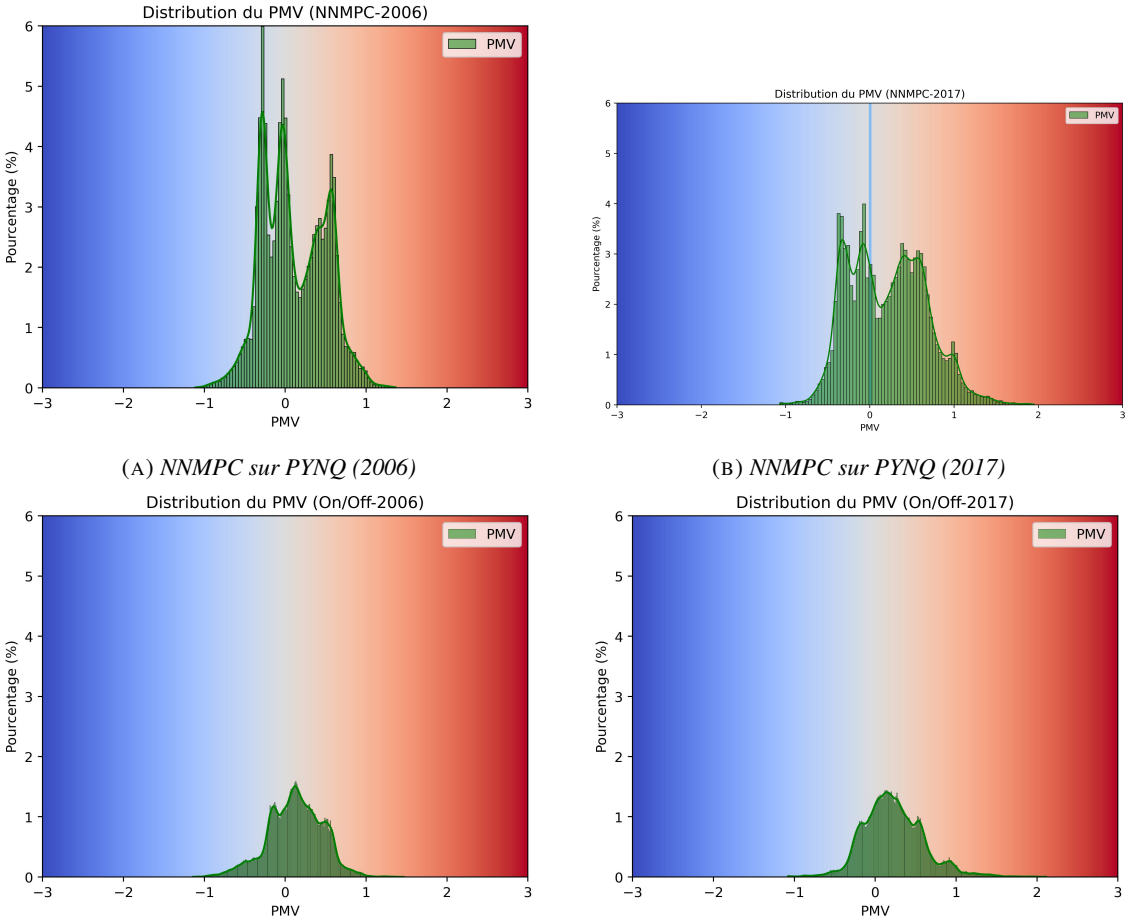
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.13 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E1_CHAMBRE_1_6_AIM1027***.



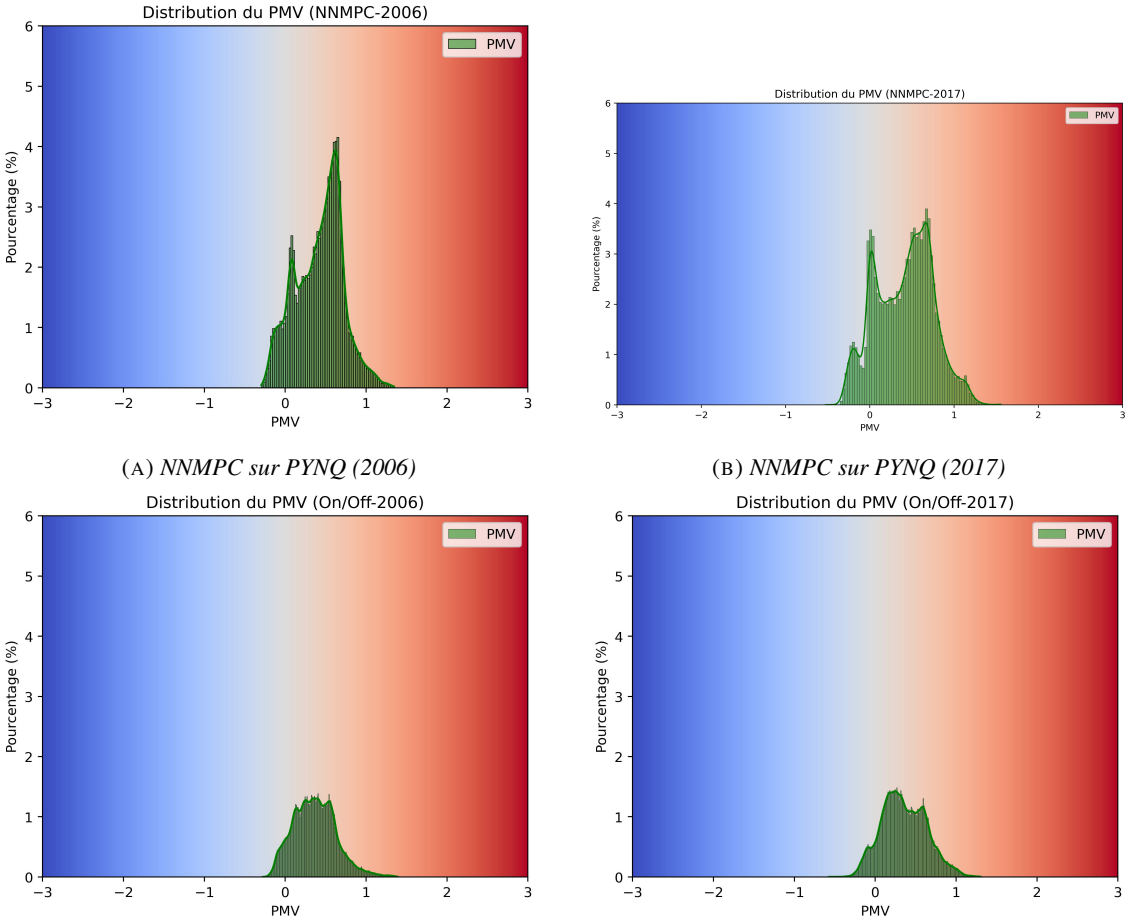
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.14 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E2_CHAMBRE_3_25_AIM1262****.*



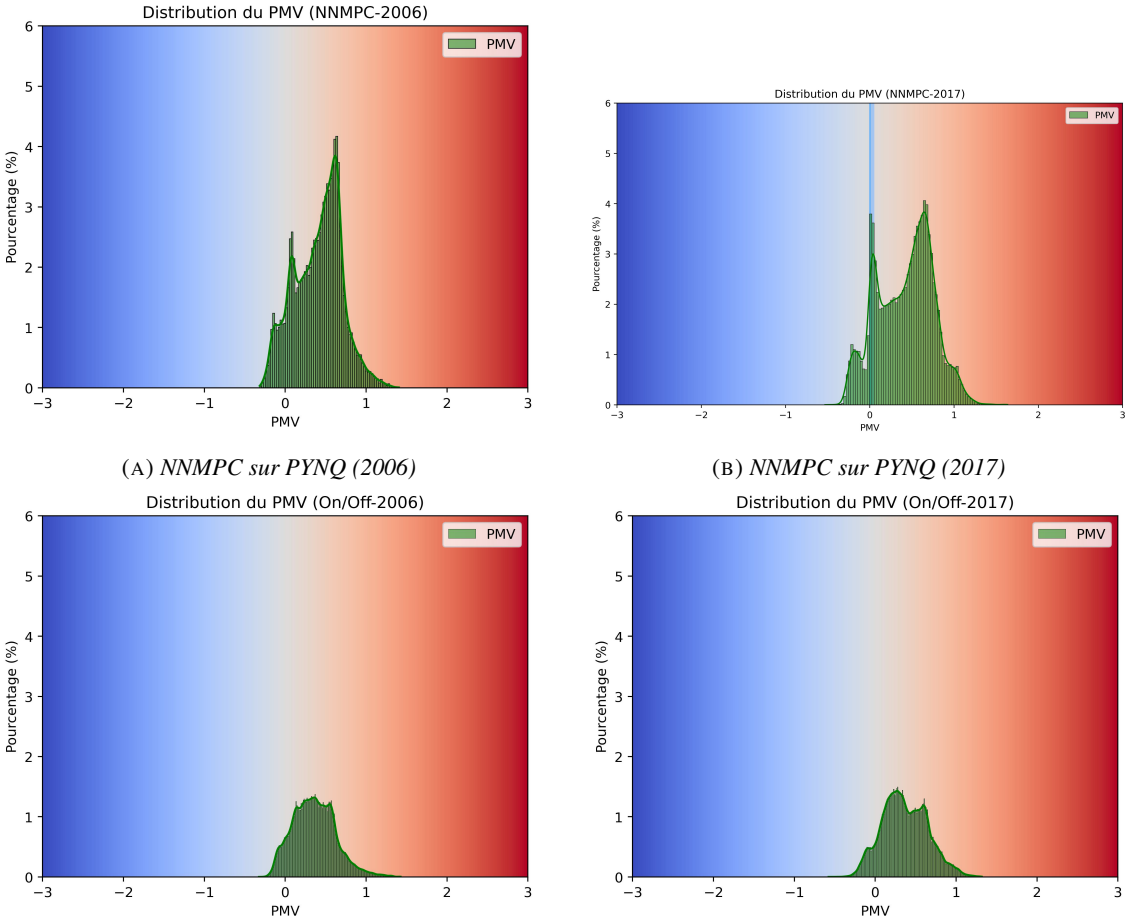
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.15 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E2_CHAMBRE_1_19_AIM1720****.*



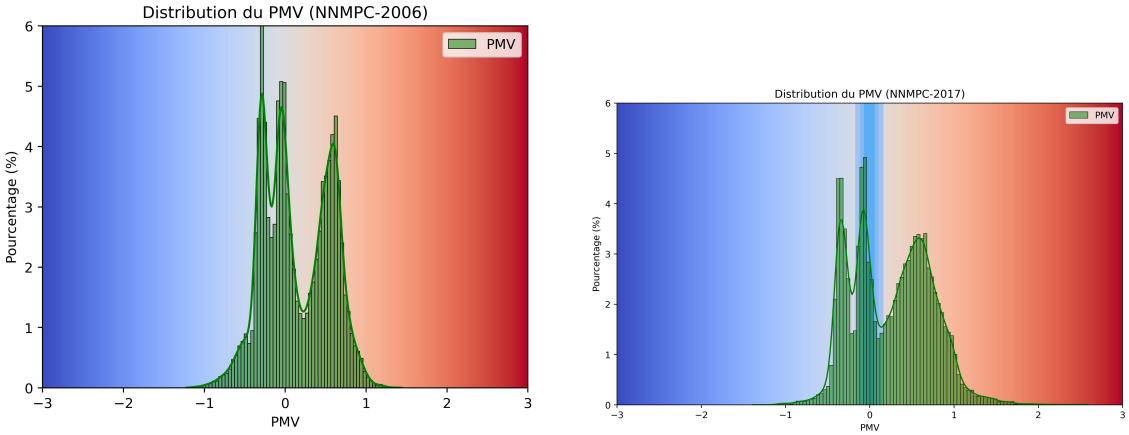
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.16 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E2_CHAMBRE_2_21_AIM1987****.*



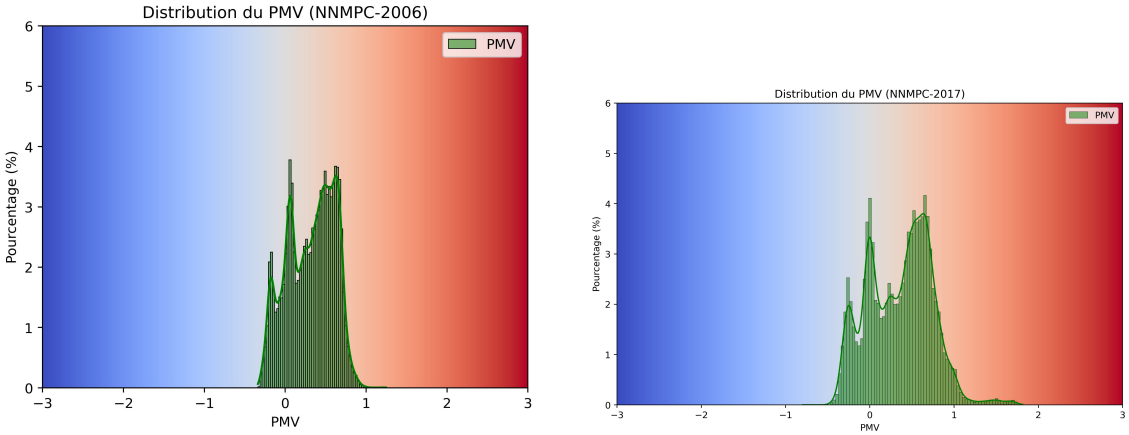
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.17 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_1_32_AIM2093****.*



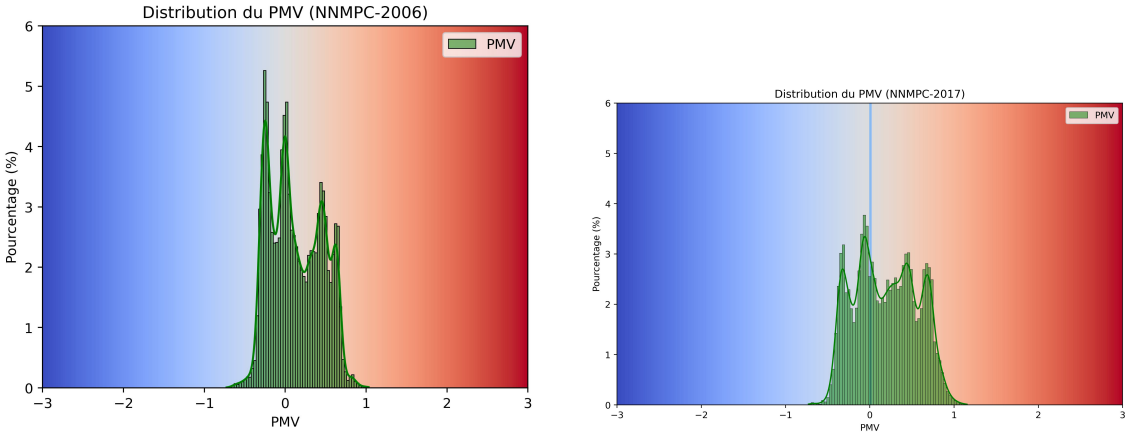
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.18 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_D_CHAMBRE_2_31_AIM2621***.



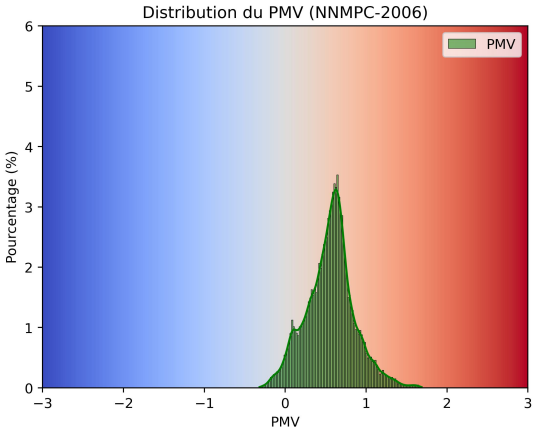
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*

(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*

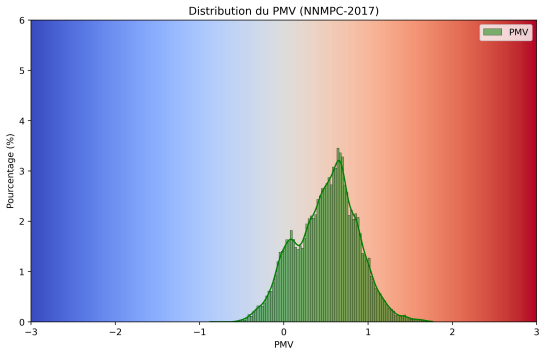
(C) *On/Off sur Desktop (2006)*

(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

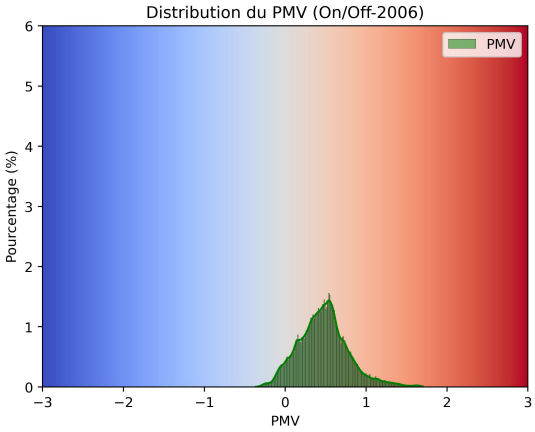
FIGURE C.19 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_1_37_AIM2187****.*



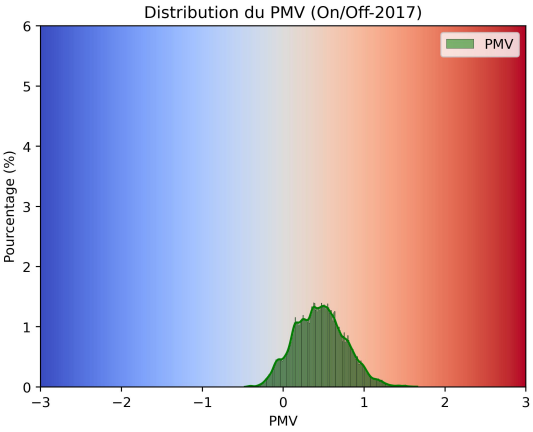
(A) *NNMPC sur PYNQ (2006)*



(B) *NNMPC sur PYNQ (2017)*



(C) *On/Off sur Desktop (2006)*



(D) *On/Off sur Desktop (2017)*

FIGURE C.20 – *Distribution annuelle de l'indice PMV dans la chambre* ***E3_G_CHAMBRE_2_35_AIM3667***.

Publications scientifiques

Revue internationale

— A. Agouzoul, E. Simeu, and M. Tabaa, “Advancing Sustainable Building Practices : Intelligent Methods for Enhancing Heating and Cooling Energy Efficiency,” Sustainability, vol. 16, no. 7, p. 2879, Mar. 2024, doi : 10.3390/su16072879.

— A. Agouzoul, E. Simeu, and M. Tabaa, “Synthesis of model predictive control based on neural network for energy consumption enhancement in building,” AEU - International Journal of Electronics and Communications, vol. 173, p. 155021, Jan. 2024, doi : 10.1016/j.aeue.2023.155021.

— Agouzoul, B. Chegari, M. Tabaa, and E. Simeu, “Using neural network in a model-based predictive control loop to enhance energy performance of buildings,” Energy Reports, vol. 8, pp. 1196–1207, Nov. 2022, doi : 10.1016/j.egyr.2022.07.125

— Agouzoul et al., “Design and Study of a Digital Energy Building : Case of Morocco,” (JUSPN), vol. 16, no. 2, pp. 71–76, Apr. 2022, doi : 10.5383/JUSPN.16.02.003

— Agouzoul, M. Tabaa, B. Chegari, E. Simeu, A. Dandache, and K. Alami, “Towards a Digital Twin model for Building Energy Management : Case of Morocco” Procedia Computer Science, vol. 184, pp. 404–410, Jan. 2021, doi : 10.1016/j.procs.2021.03.051

Conférences internationales

— A. Agouzoul and E. Simeu, “Predictive Control Method for Comfort and Thermal Energy Enhancement in Buildings,” in 2024 International Conference on Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), May 2024, pp. 1–6. doi : 10.1109/ICCAD60883.2024.10553948.

— A. Agouzoul, E. Simeu, and M. Tabaa, “Enhancement of Building Energy Consumption Using a Digital Twin based Neural Network Model Predictive Control,” in 2023 International Conference on Control, Automation and Diagnosis (ICCAD), Rome, Italy : IEEE, May 2023, pp. 1–6. doi : 10.1109/ICCAD57653.2023.10152308.

— Agouzoul, E. Simeu, and M. Tabaa, “Building energy consumption enhancement using a neural network based model predictive control synthesis in FPGA,” in 2022 International Conference on Microelectronics (ICM), Dec. 2022, pp. 262–265. doi : 10.1109/ICM56065.2022.10005465.

— Agouzoul and M. Tabaa, “Vers un modèle des jumeaux numérique pour la gestion énergétique des bâtiments futurs”. INTIS 2020