UNIVERSITÉ SAVOIE MONT BLANC

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ SAVOIE MONT BLANC

Spécialité : **Génie civil et sciences de l'habitat**

Arrêté ministériel : 25 Mai 2016

Présentée par

Cédric SCHRECK

Thèse dirigée par **Étienne WURTZ** et
codirigée par **Aurélie FOUCQUIER** et **Simon ROUCHIER**

préparée au sein du **LOCIE** et **CEA LITEN**
dans **l'École Doctorale : Sciences, Ingénierie, Environnement**

Modélisation statistique des transferts thermo-aérauliques dans les bâtiments

Thèse soutenue publiquement le **15 Juillet 2024**,
devant le jury composé de :

Monsieur Alain BASTIDE
Professeur, Université de La Réunion, Rapporteur
Monsieur Laurent MORA
Professeur, Université de Bordeaux, Rapporteur
Monsieur Patrick SALAGNAC
Professeur, Université de La Rochelle, Président
Madame Aurélie FOUCQUIER
Ingénieure de recherche, CEA LITEN, Examinatrice
Monsieur Simon ROUCHIER
Maître de Conférence HDR, Université Savoie Mont Blanc, Examinateur
Monsieur Étienne WURTZ
Directeur de recherche CNRS, CEA LITEN, Examinateur

Remerciements

Lors d'un premier emploi en bureau d'étude en ingénierie aéronautique, j'ai pris progressivement conscience de deux éléments nécessaires à ma motivation :

- Contribuer de manière positive vis-à-vis de enjeux sociétaux et environnementaux.
- Être intégré au sein d'une équipe bienveillante.

S'écarter du chemin tracé et me lancer dans cette thèse, en 2021, a été un choix fort : nouvelle ville (Chambéry), nouveau format de travail (recherche académique), nouveau domaine (génie civil). A ce titre, je souhaite saluer toutes les personnes qui m'ont accompagnées pendant ces trois années.

J'aimerais mentionner le rôle décisif de Sarah J. : tu as été mon premier contact avec le LOCIE, m'aiguillant sur ce sujet et m'encourageant à candidater. Plus tard j'ai eu la chance de te croiser en conférences : j'ai apprécié ta bienveillance, et pu largement bénéficier de ton expertise.

Je suis reconnaissant de l'implication de mon équipe d'encadrement. Etienne W., pour ta confiance, et ton implication renforcée sur la fin de thèse. Simon R. pour la création de ce sujet passionnant sur la ventilation naturelle, et le suivi de mes travaux. Aurélie F., pour ton engagement et ton écoute sincère, aussi bien sur les aspects techniques qu'humains. Je salue également Jeanne G. : ta disponibilité et ton expertise ont été d'une grande aide.

Si j'ai passé trois années agréables et sereines, c'est grâce à l'accueil chaleureux des nombreux collègues et ami.es rencontrés en chemin, au CEA comme au LOCIE. Je ne prends pas le risque de vous citer, j'en oublierais forcément. Merci à vous toutes et tous !

En fait j'aimerais quand même en citer une : Alessia L. : tu as été une source d'inspiration et de joie. Je suis reconnaissant d'avoir croisé ta route. Merci pour ton amour.

Je salue également ma famille. Papa, tu m'as soutenu dans mes études, accepté mes choix de vie. Maman, merci pour ton écoute et ta tendresse réconfortantes. David et Clara, je mesure la chance d'avoir gardé un lien de confiance, de complicité et d'inspiration mutuelle. J'ai été ravi de tous vous voir présent à ma soutenance, ce fut un beau symbole.

Enfin j'aimerais mentionner l'équipe d'enseignants de l'IUT, en particulier Mathieu B. et Agathe Z. pour m'avoir initié à votre beau métier. Je suis ravi de vous rejoindre à la rentrée 2024, et de préciser mon chemin de vie vers la transmission de savoir et la pédagogie.

Résumé

Le bâtiment doit s'adapter pour faire face aux conditions climatiques futures, notamment des périodes caniculaires plus fréquentes, plus longues et plus intenses. Afin de garantir le confort thermique des occupants, le rafraichissement naturel par ouverture de fenêtre constitue une solution bioclimatique, gratuite en carbone et en énergie. Or, son potentiel de réduction du besoin de rafraîchissement par climatisation dépend de la valeur du taux de renouvellement en air extérieur. Une estimation fiable de ce taux de renouvellement d'air pourrait promouvoir la prise en compte du bénéfice apporté par le rafraîchissement naturel, lors de la conception neuve, de la rénovation, ou pour le pilotage intelligent d'ouvrants.

L'objectif de ces travaux de thèse est de développer une méthode de diagnostic in situ du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre, en bâtiments occupés, et sur la base d'une instrumentation non intrusive. Pour cela, nous implémentons la méthode des gaz traceurs, basée sur la production de CO_2 métabolique par l'occupant. Une approche de résolution statistique, impliquant un filtre de Kalman, a été récemment introduite dans la littérature.

Nous étudions le potentiel et les limites d'une telle méthode, à travers la réalisation d'une campagne expérimentale dans un bâtiment résidentiel test. Nous développons, en parallèle, un modèle de simulation thermique dynamique du cas d'étude, fournissant un banc de test numérique pour le développement de modèles statistiques. Une nouvelle formulation de modèle statistique est proposée et testée. Enfin, une fois le diagnostic pour différentes configurations d'ouvrants réalisé, nous calibrons un modèle prédictif du taux de renouvellement d'air, en proposant une approche originale pour la prise en compte de l'impact de la direction du vent.

Mots clés : *Ventilation naturelle, Ouvertures de fenêtres, Gaz traceurs, Modèles d'états, Simulation thermique dynamique.*

Abstract

The building must adapt to face future climatic conditions, particularly more frequent, longer, and more intense heatwaves. To ensure the thermal comfort of occupants, natural cooling through window opening constitutes a bioclimatic solution that is carbon-free and energy-free. However, its potential to reduce the need for air conditioning depends on the value of the outdoor air change rate. A reliable estimation of this air change rate could promote the consideration of the benefits provided by natural cooling for new construction, for renovation, or for smart control of openings.

The objective of this doctoral research is to develop an in-situ diagnostic method for the air change rate through window opening, in occupied buildings, based on non-intrusive instrumentation. To this end, we implement the tracer gas method, based on the metabolic CO_2 production by the occupant. A statistical resolution approach, involving a Kalman filter, has been recently introduced in the literature.

We investigate the potential and limitations of such a method through the execution of an experimental campaign in a test residential building. In parallel, we develop a building energy simulation model of the case study, providing a digital test bench for the development of statistical models. A new statistical model formulation is proposed and tested. Finally, once the diagnostics for different window configurations are completed, we calibrate a predictive model of the air change rate, proposing an original approach to account for the impact of wind direction.

Key words: *Natural ventilation, Window openings, Tracer gas, State space models, Building energy simulation.*

Table des matières

Remerciements _____ *i*

Résumé _____ *iii*

Abstract _____ *v*

Table des matières _____ *vii*

Table des figures _____ *xi*

Table des tableaux _____ *xix*

Nomenclature _____ *xxi*

Introduction _____ *1*

1 Estimation du taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle : enjeux et méthodes _____ *3*

1.1 Enjeux du rafraichissement des bâtiments par ventilation naturelle _____ **5**

1.1.1 Face au défi caniculaire : enjeux d'atténuation et d'adaptation pour le bâtiment _____ 5

1.1.2 Principe physique de la ventilation naturelle _____ 10

1.1.3 Ordres de grandeur de la ventilation dans le bâtiment _____ 13

1.1.4 Ventilation naturelle pour le rafraichissement : potentiels et limites _____ 16

1.2 Calcul des taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle _____ **21**

1.2.1 Différents niveaux de finesse de modélisation _____ 21

1.2.2 Choix de l'outil STD EnergyPlus pour simuler la ventilation naturelle dans un bâtiment résidentiel 23

1.2.3 Estimation des coefficients de décharge et pression pour le calcul STD _____ 24

1.3 Mesure des taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle _____ **26**

1.3.1 Mesure directe du débit _____ 26

1.3.2 Mesure indirecte du débit : la méthode des gaz traceurs _____ 27

1.3.3 Utilisation du CO_2 métabolique comme gaz traceur _____ 29

1.3.4 Différents protocoles de mise en œuvre et méthodes de résolution _____ 30

1.3.5 Littérature sur l'estimation du taux de renouvellement d'air par méthode des gaz traceurs en ventilation naturelle _____ 32

1.3.6 Potentiels et limites de l'estimation dynamique in situ du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre à partir du CO_2 métabolique _____ 35

1.4 Positionnement des travaux par rapport à l'état de l'art _____ **40**

1.4.1 Motivation des travaux _____ 40

1.4.2 Le projet MODERNAT _____ 41

1.4.3 Orientations méthodologiques pour nos travaux _____ 41

1.4.4 Organisation du manuscrit _____ 43

2 Campagne expérimentale dans un bâtiment résidentiel test _____ *45*

2.1 Introduction _____ **47**

2.2 Présentation de l'expérimentation _____ **48**

2.2.1 Le bâtiment I-OB 48
2.2.2 Mesures des conditions limites extérieures 49
2.2.3 Pilotage des conditions d'usage 53
2.2.4 Instrumentation du bâtiment 58
2.2.5 Partage de la base de données 61
2.2.6 Simplifications par rapport à un cas réel 61

2.3 Analyse des mesures 62
2.3.1 Analyse des vitesses d'air 62
2.3.2 Analyse des distributions de CO_2 et de température 66
2.3.3 Définition et analyse d'indicateurs de potentiel d'estimation du taux de renouvellement d'air 71

2.4 Conclusion 75

3 Calculs STD du taux de renouvellement d'air du cas d'étude 77

3.1 Introduction 79

3.2 Développement du modèle STD 80
3.2.1 Présentation des outils EnergyPlus, Design Builder et Eppy 80
3.2.2 Géométrie et modélisation thermique 81
3.2.3 Réseau thermo-aéraulique 81
3.2.4 Mise en donnée des conditions limites extérieures et scénarios d'usage 84
3.2.5 Méthodes et paramètres de calcul 85
3.2.6 Sélection des sorties natives 86
3.2.7 Création de nouvelles sorties 87
3.2.8 Visualisation et analyse des sorties en débit d'air 90
3.2.9 Comparaison aux mesures expérimentales 94

3.3 Analyse de sensibilité 97
3.3.1 Objectifs de l'analyse de sensibilité 97
3.3.2 Présentation de l'analyse de sensibilité 98
3.3.3 Méthode et hypothèses de calcul 101
3.3.4 Résultats dynamiques : taux de renouvellement d'air *ACR_Total* 106
3.3.5 Résultats dynamiques : concentration en CO_2 111
3.3.6 Résultats agrégés *CO2_H* 114

3.4 Conclusion 116

4 Estimation statistique du taux de renouvellement d'air : développement et test de la méthode 117

4.1 Introduction 119
4.1.1 Modèles d'états fondés sur des équations en températures 119
4.1.2 Modèles d'états fondés sur l'équation de gaz traceurs 119

4.2 Principe théorique des modèles d'états 121
4.2.1 Formulation continue des modèles d'état 121
4.2.2 Résolution et estimation des paramètres du modèle d'état stochastique 123
4.2.3 Outil CTSM-R 131

4.3 Test de la méthode sur les données générées numériquement par STD 132
4.3.1 Motivation 132
4.3.2 Présentation des modèles testés et hypothèses de calcul 132

4.3.3 Résultats du modèle M1 (co2lambda) 135
4.3.4 Résultats du modèle M2 (co2lambdaK) 139
4.3.5 Résultats du modèle M3 (co2lambdaKProd) 142
4.3.6 Comparaison des modèles 144
4.3.7 Analyse des résultats du modèle retenu 148
4.3.8 Perspectives de développement du modèle d'état 150

4.4 Conclusion 151

5 Estimation statistique du taux de renouvellement d'air : application aux données expérimentales et modèle prédictif 153

5.1 Application de la méthode aux données expérimentales 155
5.1.1 Résolution du modèle 155
5.1.2 Impact de la position de la mesure pour $Yco2$ 157
5.1.3 Comparaison par rapport à la résolution instantanée déterministe 159
5.1.4 Intersection des incertitudes du calcul STD et de l'intervalle de confiance de reconstruction du modèle statistique 160
5.1.5 Discussions sur les résultats du diagnostic avec modèle d'état 161

5.2 Calcul du taux de renouvellement d'air avec un modèle prédictif 162
5.2.1 Motivations 162
5.2.2 Développement d'un modèle de régression linéaire semi paramétrique 163
5.2.3 Comparaison des distributions de taux de renouvellement d'air reconstruits et prédits 171
5.2.4 Analyse de la distribution des ACRs prédits 172
5.2.5 Discussion sur les résultats du modèle prédictif 172
5.2.6 Perspectives pour le modèle prédictif 173

5.3 Conclusion 175

Conclusion et perspectives 177

Références 181

Annexes 197

Table des figures

Figure 1.1 : Variations des températures de surfaces moyennes annuelles de 1850 à 2020 (IPCC, 2022). Comparaison des simulations avec et sans activités humaines. _____ 5

Figure 1.2 : Gauche : cycle thermodynamique d'un climatiseur. Droite : illustration d'un split (droite). _____ 7

Figure 1.3 : Plage de confort avec le modèle de confort adaptatif pour les bâtiments sans système de refroidissement (AFNOR, 2019). Les différentes catégories de confort (I, II, III) représentent des exigences décroissantes en fonction du type de bâtiment et des occupants._____ 10

Figure 1.4 : Ventilation naturelle par effets de vent (gauche) et de température (droite) (Liddament, 1996). _____ 11

Figure 1.5 : Ventilation traversante et mono-façade (gauche), tirage thermique (droite) (Liddament, 1996). _____ 13

Figure 1.6 : Différents types d'ouvertures de fenêtres. _____ 13

Figure 1.7 : Distribution log normale des ACRs mesurés sur 1 an, en bâtiment occupé (Wallace et al., 2002). _____ 15

Figure 1.8 : Gauche : illustration du calcul du CCP. Tb est la température de confort à maintenir. Te est la température extérieure. Les zones hachurées représentent le CCP. Droite : CCP calculés sur le mois de Juillet 2003 en Europe. Repris de (Artmann et al., 2007). _____ 16

Figure 1.9 : Gauche : contribution de la ventilation naturelle au besoin de rafraichissement, en fonction de l'ACR (2, 5, 10, 20 et 30 $h-1$) (Santamouris et al., 2010). Droite : Degrés-heures d'inconfort pour différents ACRs (Artmann et al., 2008). _____ 17

Figure 1.10 : Principe d'enchainement en cascade du rafraîchissement mixte, adaptée de (Boulinguez et al., 2022). _____ 20

Figure 1.11 : Part des publications sur les solutions de rafraichissement passif entre 1990 et 2014 (Prieto et al., 2017). _____ 20

Figure 1.12 : Illustration d'un réseau aéraulique (a) et d'un modèle CFD (b) (Brandan et al., 2018). 22

Figure 1.13 : Coefficients de pression des corrélations de Swami et Chandra (SC), Sharag-Eldin (SE), Muehleisen et Patrizi (MP), et Liddament._____ 25

Figure 1.14 : Illustration du bilan du gaz traceur équation (1.13), dans le cas in situ. Le terme P correspond au CO_2 métabolique produit par à l'occupant. _____ 29

Figure 1.15 : Illustration de principe des différents protocoles de mise en œuvre des gaz traceurs. (a) Décroissance. (b) Injection constante. (c) Concentration constante. (d) Méthode transitoire TMBE. Adaptée de (Remion et al., 2019). _____ 30

Figure 1.16 : Variation journalière de CO_2 mesurée en Mai et Juin 2020 (Corée du Sud). Adaptée de (Park et al., 2021)._____ 35

Figure 1.17 : Correspondance entre sexe, âge, niveau d'activité physique et taux d'émission de CO_2 métabolique [l/s]. Adaptée de (Persily and de Jonge, 2017). _____ 36

Figure 1.18 : Tâches identifiées dans le projet MODERNAT. _____ 41

Figure 1.19 : Schéma général de l'organisation du manuscrit. Le cadre gris indique le périmètre qui concerne la méthodologie finale que l'on souhaite développer. Les chapitres 3 et 4 constituent les travaux complémentaires mis en œuvre pour le développement de la méthode. _____ 44

Figure 2.1 : Photo du bâtiment I-OB. _____ 48

Figure 2.2 : Photo aérienne (google maps) du bâtiment I-OB et des stations météos zone INCAS et Météo-France. _____ 48

Figure 2.3 : Plan du RDC et R+1. _____ 49

Figure 2.4 : Variables météorologiques sur la période 20/07/2023 – 30/07/2023. _____ 50

Figure 2.5 : Vitesses et directions de vent aux stations zone INCAS et Météo-France le 24/07/2023. Les données Météo-France sont des mesures instantanées au pas de temps de 6 min et ont été interpolées linéairement au pas de temps 1 min. Lorsque les données zone INCAS sont manquantes, elles sont remplacées par les données Météo-France. « Fusion » est la série retenue pour l'étude. _____ 51

Figure 2.6 : Roses des vents du site sur la période du 01/07/2023 au 31/07/2023. _____ 52

Figure 2.7 : Variations journalières de la concentration de CO_2 extérieur sur la période du 01/07/2023 au 31/07/2023. Moyenne, quantiles et min/max pour chaque heure du jour._____ 52

Figure 2.8 : Schéma du volume expérimental. Représentation des différentes configurations d'ouvrants, des positions d'injection de CO_2 et des bouches de VMC. Instrumentation : mâts comprenant les capteurs de température, humidité relative, concentration de CO_2, anémomètres thermiques ; anémomètres soniques. _____ 53

Figure 2.9 : Gauche : ouverture de la fenêtre sud (S). Droite : ouverture de la fenêtre est (E). Les fenêtres fermées ont les volets roulants fermés. _____ 54

Figure 2.10 : Bouteilles de CO_2, vannes et débitmètre d'injection, et extrémité du tuyau d'injection. 55

Figure 2.11 : Scénarios de pilotage des conditions d'usage sur un jour type (04/08/2023). _____ 57

Figure 2.12 : Statistiques sur l'ensemble de la campagne. Gauche : distribution du nombre d'occupants dans le salon ou la cuisine. Droite : distribution des configurations d'ouvrants. _____ 57

Figure 2.13 : Photos des pièces expérimentales représentant la cuisine (gauche) et le salon (droite).59

Figure 2.14: Schéma des mâts instrumentés et photo du mât (W) _____ 60

Figure 2.15 : Comparaison des roses des vents entre mesure météorologique (gauche) et mesure au mât local en façade sud (droite). _____ 62

Figure 2.16 : Comparaison de la vitesse de vent entre station météo et mât local façade sud. Trait plein : mesure brute. Trait pointillé : moyenne horaire._____ 63

Figure 2.17 : Gauche : Comparaison des distributions de vents. Droite : ratios de turbulence entre la station météo et les mâts en local des façades. Remarque : les vitesses de vent en façade sont mesurées sur des périodes différentes. _____ 63

Figure 2.18 : Comparaison entre les vitesses d'air météo et les vitesses d'air intérieures pour la configuration traversante (N/S) avec grande ouverture (« Cross_NS_Wide »). _____ 64

Figure 2.19 : Comparaison entre les vitesses d'air météo et les vitesses d'air intérieures pour la configuration traversante (E/W) avec grande ouverture (« Cross_EW_Wide »). _____ 65

Figure 2.20 : Mesures des températures, injections de CO_2, et mesure des concentrations en CO_2, en fonction des ouvertures de fenêtres. Illustration sur une journée type (04/08/2023). _____ 66

Figure 2.21 : Distributions du CO_2 à différentes positions et hauteurs. En haut : séparées par configurations d'ouvrants. En bas : séparées par positions d'injection. _____ 68

Figure 2.22 : Distributions des températures à différentes positions et hauteurs. Séparées par configurations d'ouvrants. _____ 69

Figure 2.23 : Distribution de l'écart $\Delta CO2$ pour chaque configuration, sur l'ensemble de la campagne. Remarque : les valeurs négatives pour $\Delta CO2$ proviennent du bruit de la mesure de $CO2_Ext$. 71

Figure 2.24 : Schéma des indicateurs N_H and $CO2_H$. Pour un seuil $\Delta CO2t$ faible (a), ou élevé (b). Pour un ACR élevé (c), ou faible (d). _____ 73

Figure 2.25 : Valeurs des indicateurs N_H et $CO2_H$, pour chaque configuration d'ouvrants, et pour différentes valeurs seuils de $\Delta CO2t$. Remarque : les valeurs négatives pour $\Delta CO2$ proviennent du bruit de la mesure de $CO2_Ext$. _____ 73

Figure 3.1 : Visuels du modèle DesignBuilder du bâtiment I-OB. _____ 80

Figure 3.2 : Schéma du réseau thermo-aéraulique autour des nœuds « salon » et « cuisine ». ____ 82

Figure 3.3 : Profil logarithmique de vent tenant compte de la couche limite pour un vent mesuré à 2 m/s à une hauteur de 10 m. Avec les paramètres $\alpha = \alpha met = 0{,}14$ et $\delta = \delta met = 270$ m. 84

Figure 3.4 : Débits à travers la fenêtre sud. _____ 90

Figure 3.5 : Débits à travers les quatre fenêtres (N,S,E,W) et les deux portes salon (LR) et cuisine (K). Conventions de sens : Door_K_out est un débit du salon vers la cuisine. Door_LR_out est un débit du salon vers la cage d'escalier. _____ 91

Figure 3.6 : Distribution des débits entrants à travers les fenêtres et les portes. Pour chaque configuration, pour l'ensemble de la période de simulation. _____ 92

Figure 3.7 : Bilan des débits sur la zone [salon+cuisine]. Par configuration d'ouvrants. _____ 92

Figure 3.8 : Valeurs moyennes géométriques des ACRs, pour chaque configuration d'ouvrant. A travers les infiltrations (ACR_Leak_Total). A travers les fenêtres (ACR_Win_Total). Ventilation mécanique (ACR_MV_in). _____ 93

Figure 3.9 : Comparaison entre sorties STD et mesures expérimentales moyennées sur la zone [salon]. Quatre jours types. T_a et CO2_Ext sont les températures et concentration de CO_2 extérieurs. 94

Figure 3.10 : Comparaison des indicateurs de CO2_H, pour chaque configuration d'ouvrants. Période : une semaine type du 22/06/2023-29/06/2023._____ 96

Figure 3.11 : Coefficients de pression des corrélations de Swami et Chandra (SC, bleu) et Liddament (violet). Gauche : diagramme radar. Droite : Comparaison sur graph XY. _____ 103

Figure 3.12 : Distributions des six paramètres continus avec 1000 échantillons réalisées avec la méthode LHS. _____ 104

Figure 3.13 : Exemple de vérification de convergence des indices de Sobol. Les barres d'incertitudes représentent l'intervalle de confiance à 95 % avec la méthode bootstrap pour 100 nouveaux échantillonnages. Gauche : sortie ACR_Total. Droite : sortie CO_2. _____ 105

Figure 3.14 : Profil de vent, distributions des ACR_Total, indices de Sobol et variances partielles sur la période 23/06/2023 – 27/06/2023. Pour plus de lisibilité, les données en vent et l'intervalle de variabilité à 95 % en ACR_Total sont lissés avec une moyenne glissante centrée sur 25 min. 106

Figure 3.15 : Indices de Sobol en fonction de la direction du vent. Gauche : indice de Sobol de Cd_Win_N en configuration « Cross_NS ». Droite : indice de Sobol Cd_Win_E en configuration «Cross_EW ». _____ 108

Figure 3.16 : Variances partielles associées aux Cd aux quatre fenêtres, pour chaque configuration, en fonction du vent. _____ 108

Figure 3.17 : Variabilité de l'ACR_Total entre les versions de calcul (Cp_SC) et (Cp_L). Distributions des 1000 échantillons pour la période 23/06-25/06. _____ 109

Figure 3.18 : Variabilité de l'ACR_Total entre les versions de calcul (Cp_SC) et (Cp_L). Différence entre valeurs moyennes, en fonction de la vitesse du vent, et de la configuration d'ouvrants.____ 109

Figure 3.19 : Variabilité de l'ACR_Total entre les versions de calcul (AT_Moyen) et (AT_Excellent). Distributions des 1000 échantillons pour la période 23/06-25/06. _____ 110

Figure 3.20 : Profil de vent, distributions des CO_2, indices de Sobol et variances partielles sur la période 23/06/2023 – 27/06/2023. Pour plus de lisibilité, l'intervalle de variabilité à 95 % en CO_2 est lissé

avec une moyenne glissante centrée autour d'une fenêtre de 25 min. Les zones grisées pour S1 correspondent aux zones pour lesquelles la variabilité est inférieure à $12{,}52\ ppm2$. _____ 111

Figure 3.21 : Variabilité du CO_2 entre les versions de calcul (AT_Moyen) et (AT_Excellent). Distributions des 1000 échantillons pour la période 23/06-25/06._____ 113

Figure 3.22 : Sensibilité de l'indicateur CO2_H_Closed par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre._____ 114

Figure 3.23 : Sensibilité de l'indicateur CO2_H_Cross_EW par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre._____ 115

Figure 4.1 : Schéma de principe du modèle d'état. Les bruits de process et de mesures sont les termes stochastiques._____ 121

Figure 4.2 : Schéma de principe du filtre de Kalman, entre les instants k et k+1, adapté de (Rouchier et al., 2019). x sont les valeurs moyennes et P la covariance des états. y sont les valeurs moyennes et Σ la covariance des sorties. y est la mesure. ϵ est l'erreur de prédiction à horizon un pas de temps et K est le gain de Kalman. _____ 126

Figure 4.3 : Schéma de principe de la résolution et estimation des paramètres du modèle d'état stochastique. _____ 130

Figure 4.4 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle d'état M1 (co2Lambda), alimenté par les données STD. Entrées (Prod et co2ext), état mesuré (Yco2), résidus (Yco2 residuals Std), état co2 filtré (Filtered state co2), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _ 137

Figure 4.5 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus $\epsilon co2$ du modèle M1 (Co2Lambda) à partir des données générées par STD. Gauche : résidus sur toute la période. Droite : résidus des périodes pour lesquelles $\Delta CO2$ > 200 ppm. _____ 139

Figure 4.6 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle d'état M2 (co2LambdaK), alimenté par les données STD. Entrées (Prod et co2ext), état mesuré (Yco2), résidus (Yco2 residuals Std), état co2 filtré (Filtered state co2), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _ 141

Figure 4.7 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus $\epsilon co2$ du modèle M2 (Co2LambdaK) à partir des données générées par STD. Filtrage des périodes pour lesquelles $\Delta CO2$ < 200 ppm. ___ 141

Figure 4.8 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle d'état M3 (co2LambdaKProd), alimenté par les données STD. Entrée (co2ext), états mesurés (Yco2 et YProd), résidus (Yco2 residuals Std et YProd residuals Std), états co2 filtré (Filtered state co2 et Filtered state Prod), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 143

Figure 4.9 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus du modèle M3 (Co2LambdaKProd) à partir des données générées par STD. Gauche : $\epsilon co2$. Droite : $\epsilon Prod$. Filtrage des périodes pour lesquelles $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 144

Figure 4.10 : Comparaison des séries temporelles reconstruites à partir des modèles d'état M1, M2 et M3 résolus avec les données STD. La courbe en ACR pointillés (lambda ref) correspond à la valeur de référence calculée par STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels ΔCO2 < 200 ppm. _____ 144

Figure 4.11 : Comparaison des estimations de ACR entre résolution instantanée déterministe M0 (haut) et résolution par modèle statistique M3 (bas) à partir des données générées numériquement en STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels ΔCO2 < 200 ppm. _ 145

Figure 4.12 : Modèle M3 : corrélations entre l'écart $\Delta CO2$ et écarts type de prédiction de l'ACR λsd (gauche) ; erreur $\epsilon\lambda$ (droite). Pour les différentes configurations. Traits pointillés : seuil $\Delta CO2t = 200$ ppm. _____ 148

Figure 4.13 : Distribution des ACRs de référence STD (gauche) et ACRs reconstruits pour les instants vérifiant $\Delta CO2$ < 200 ppm (droite), sur la base de données numérique générée par STD. Par configuration d'ouvrants. La valeur en pointillée est la moyenne géométrique de la distribution. _____ 149

Figure 5.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M3 (co2LambdaKProd), alimenté par les données expérimentales. Entrée (co2ext), états mesurés (Yco2 et YProd), résidus (Yco2 residuals Std et YProd residuals Std), états co2 filtré (Filtered state co2 et Filtered state Prod), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence issu de la STD (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 156

Figure 5.2 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus du modèle M3 (Co2LambdaKProd) à partir des données mesurées expérimentalement. Gauche : $\epsilon co2$. Droite : $\epsilon Prod$. _____ 157

Figure 5.3 : Comparaison des estimations lissées de λ avec le modèle M3, en fonction du choix de la valeur de référence pour YCo2 (moyenne pondérée, moyenne aux mâts N, E ou W). _____ 158

Figure 5.4 : Corrélations des estimations lissées de λ avec le modèle M3, en fonction du choix de la valeur de référence pour Yco2 (moyennes aux mâts E ou W). Seules les estimations pour lesquelles ΔCO2 > 200ppm sont affichées. Par configuration d'ouvrants. La droite en pointillés (Y=X) symbolise la ligne idéale de résultats égaux pour les deux calculs. _____ 158

Figure 5.5 : Comparaison des estimations de ACR entre résolution instantanée déterministe M0 (haut) et résolution par modèle statistique M3 (bas) à partir des expérimentales. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 159

Figure 5.6 : Comparaison des estimations de ACR entre calculs STD (lambda ref) avec intervalle de confiance fourni par l'analyse d'incertitude (section 3.3) et reconstructions par le modèle d'état M3 (Smoothed). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 160

Figure 5.7 : Méthode développée dans ces travaux de thèse. _____ 162

Figure 5.8 : ACRs estimés avec le modèle statistique M3 en fonction de l'écart de température ΔT, pour chaque configuration d'ouvrants. Seuls les instants pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm sont considérés. Le nuage de points et la régression linéaire avec coefficient de corrélation $R2$ sont affichés._____ 163

Figure 5.9 : ACRs estimés avec le modèle statistique M3 en fonction du vent météo (Ws), pour chaque configuration d'ouvrants. Seuls les instants pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm sont considérés. Le nuage de points et la régression linéaire avec coefficient de corrélation $R2$ sont affichés. __ 164

Figure 5.10 : Gauche : génération d'une base de quatre B-splines $bsiWD$, sur la plage de variation de WD [0-360]°. Droite : régions d'influence des B-splines en fonction de la direction du vent et correspondance avec l'orientation du bâtiment I-OB._____ 166

Figure 5.11 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Closed ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions (λ) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit (λ) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\lambda = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte. Remarque : les ACRs de références supérieurs à $1\ h - 1$ sont typiquement des estimations aberrantes du modèle d'état pour cette configuration. _ 169

Figure 5.12 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Cross_EW ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions (λ) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit (λ) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\lambda = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte. _____ 169

Figure 5.13 : Base des quatre B-splines $bsi(WD)$ et spline S(WD) équation (5.5), reconstruite à l'aide des paramètres calibrés $c1, c2, c3$, et $c4$, pour chacune des quatre configurations d'ouvrants. _____ 170

Figure 5.14 : Gauche : Distribution des ACRs reconstruits avec le modèle statistique M3 appliqué aux données expérimentales. Seuls les instants pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm sont considérés. Droite : Distribution des ACRsprédits avec le modèle de régression linéaire, sur toute la base de données expérimentale. Les moyennes géométriques sont affichées et tracées en pointillés verticaux. _____ 171

Figure Annexe A.1 : Corrélations entre les vitesses de vent enregistrées aux stations météo zone INCAS et Météo-France. _____ 197

Figure Annexe B.1 : Schéma d'un test de bullage et résultat du test de bullage en amont des expérimentations._____ 198

Figure Annexe C.1 : Détail de l'instrumentation des quatre mâts de mesure._____ 198

Figure Annexe E.1 : Corrélations entre vitesses d'air météo et vitesses d'air intérieures pour la configuration traversante (N/S) en oscillo-battant et en grande ouverture (Wide)._____ 200

Figure Annexe F.1 : Mesures des températures, injections de CO_2, et mesure des concentrations en CO_2, en fonction des ouvertures de fenêtres. Pour les trois mois de campagne. _____ 215

Figure Annexe G.1 : Zoom sur quatre cas différents en écart dynamique de mesure de CO_2 entre mât. _____ 216

Figure Annexe H.1 : Idelcik (Idelcik Memento Des Pertes de Charges.pdf, 1979), page 141 _____ 219

Figure Annexe J.1 : Impact de la modélisation des volets fermés sur la température. Base : avec volet. Influ : sans volets. _____ 221

Figure Annexe J.2 : Impact de la valeur du facteur de gain solaire des fenêtres. Base : 0,55 ou 0,6. Influ : 0,25. _____ 222

Figure Annexe J.3 : Impact du dépouillement de Top ou T ambiante sur les résultats de STD. Base : Top. Influ : T mean air. _____ 222

Figure Annexe J.4 : Impact de l'utilisation des Cp sur le résultat en ACR. Base : corrélation de Swami et Chandra. Influ : Cp=0._____ 223

Figure Annexe J.5 : Influence des choix de critères de convergences de l'AFN sur les résultats en ACR. Base : critères modifiés. Influ : critères par défaut. _____ 223

Figure Annexe J.6 : Impact du pas de temps de simulation sur les résultats de STD. Base : 60s. Influ : 300s. _____ 224

Figure Annexe K.1 : Comparaison entre sorties STD et mesures expérimentales dans la zone [cuisine]. Quatre jours types._____ 225

Figure Annexe K.2 : Comparaison entre sorties STD et mesures expérimentales dans la zone [cage d'escalier]. Quatre jours types. _____ 226

Figure Annexe L.1 : Exemple de vérification de convergence des indices de Sobol. Les barres d'incertitudes représentent l'intervalle de confiance à 95 % avec la méthode bootstrap pour 100 nouveaux échantillonnages. Gauche : sortie ACR_Total. Droite : sortie CO_2. _____ 227

Figure Annexe L.2 : Profil de vent, distributions des températures, indices de Sobol et variances partielles sur la période 23/06/2023 – 27/06/2023. Pour plus de lisibilité, l'intervalle de variabilité à 95 % en température est lissé avec une moyenne glissante centrée autour d'une fenêtre de 25 min. _____ 228

Figure Annexe L.3 : Visualisation des 1000 résultats de STD à l'instant 24/06-21h10, pendant la décroissance après ouverture en traversant « Cross_EW ». Les segments colorés correspondent aux 5 % des calculs avec la sortie en CO_2 la plus faible. _____ 229

Figure Annexe L.4 : Sensibilité de l'indicateur CO2_H_Cross_NS par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre. _____ 229

Figure Annexe L.5 : Sensibilité de l'indicateur CO2_Single_S par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre. _____ 230

Figure Annexe M.1 : Schéma de principe de l'étape de prédiction du filtre de Kalman non linéaire EFK, entre les instants k et k+1. _____ 230

Figure Annexe N.1 : Schéma de principe de la résolution du modèle M1 (Co2Lambda). _____ 232

Figure Annexe O.1 : Modèle M3 (co2LambdaKProd). _____ 236

Figure Annexe P.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M1, alimenté par les données STD. Comparaison de l'état λ filtré (Filtered state lambda) et lissé (Smoothed state lambda) . La courbe en ACR pointillés correspond à la valeur de référence calculée par STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 237

Figure Annexe Q.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M3, alimenté par les données expérimentales. Comparaison de l'état λ lissé (Smoothed state lambda) pour différentes valeurs de paramètres sYco2 (5, 10 et 20 ppm). La courbe en ACR pointillés correspond à la valeur de référence calculée par STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2$ < 200 ppm. _____ 238

Figure Annexe R.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M3 (co2LambdaKProd), alimenté par les données expérimentales. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels ΔCO2 < 200 ppm. Pour les trois mois de campagne. En pointillé (lambda ref) : ACR de référence issu de la STD. _____ 243

Figure Annexe S.1 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Cross_NS ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions (λ) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit (λ) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\lambda = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte. _____ 244

Figure Annexe S.2 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Single_S ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions (λ) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit (λ) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\lambda = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte. _____ 244

Figure Annexe S.3 : Résultats de prédiction du modèle de régression concaténés sur les quatre régressions. Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions (λ) avec intervalle de prédiction à 95 %. Les points sont colorés lorsque la référence est considérée fiable ($\Delta CO2 > 200$ ppm), grisés sinon. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ) utilisé pour l'entrainement. Droite : XY plot entre ACR prédit (λ) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\lambda = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte. _____ 245

Table des tableaux

Tableau 2.1 : Gauche : spécifications techniques des mesures des conditions extérieures. Droite : photo de la station météo. _____ 49

Tableau 2.2 : Spécifications techniques des mécanismes de pilotage et nomenclature des variables associées. _____ 53

Tableau 2.3 : Correspondance entre nombre d'occupants dans le salon et la cuisine et position et débit d'injection. _____ 56

Tableau 2.4 : Spécification technique des capteurs et nomenclature des variables associées. _____ 60

Tableau 2.5 : Nomenclature de toutes les variables dans la base de données expérimentale (Schreck et al., 2024b). _____ 61

Tableau 3.1 : Coefficients de décharge des grandes ouvertures renseignés dans le modèle. _____ 82

Tableau 3.2 : Choix des méthodes et paramètres de résolution numériques du modèle thermique. 85

Tableau 3.3 : Critères de convergence pour le bilan de masse du réseau aéraulique. _____ 85

Tableau 3.4 : Critères d'initialisation de la température. _____ 86

Tableau 3.5 : Sorties natives dépouillées du calcul EnergyPlus, pour les zones salon, cuisine et cage d'escalier R+1. _____ 86

Tableau 3.6 : Sorties post traitées du calcul EnergyPlus pour le volume [salon+cuisine]. _____ 89

Tableau 3.7 : Paramètres continus en entrée de l'étude de sensibilité, plage de variation et loi de distribution associée. _____ 101

Tableau 3.8 : Paramètres catégoriels utilisés dans chaque version de calcul. _____ 101

Tableau 3.9 : Coefficients de pression des corrélations de Swami et Chandra (SC) et Liddament. _ 103

Tableau 3.10 : Temps de calcul associé aux simulations STD et estimations des indices de Sobol. _ 105

Tableau 4.1 : Description des trois modèles testés comprenant les états, entrées, sorties mesurées et paramètres constants. _____ 134

Tableau 4.2 : Valeurs estimées et valeurs choisies pour les paramètres du modèle M1. L'estimation est réalisée par le solveur CTSM-R à partir des deux premières semaines de données. _____ 135

Tableau 4.3 : Valeurs estimées et valeurs choisies pour les paramètres du modèle M2. L'estimation est réalisée par le solveur CTSM-R à partir des deux premières semaines de données. _____ 140

Tableau 4.4 : Valeurs estimées et valeurs choisies pour les paramètres du modèle M3. L'estimation est réalisée par le solveur CTSM-R à partir des deux premières semaines de données. _____ 142

Tableau 4.5 : Comparaison des indicateurs de performance du modèle direct déterministe (M0) et les modèles d'états stochastiques M1, M2 et M3. Seuls les instants pour lesquels $\Delta CO2$ > 200 ppm sont considérés dans le calcul des indicateurs. Pour une meilleure appréciation de la significativité des MAEs, les moyennes géométriques des ACRs de référence, pour chaque configuration, sont ajoutés. _____ 147

Tableau 5.1 : Paramètres choisis pour le modèle M3 appliqué aux données expérimentales. ____ 155

Tableau 5.2 : Calibrage des coefficients de régression (sur la base d'entrainement), et score MAE (sur la base test). Souligné : valeur optimale. En parenthèse : écart type associé. En fin de cellule : pValue. _____ 168

Tableau Annexe D.1 : Statistiques des mesures de la campagne expérimentale. _____ 199

Tableau Annexe H.1 : Mise en donnée des paramètres d'environnement dans EnergyPlus. _____ 217

Tableau Annexe H.2 : Hypothèses sur les compostions de parois et propriétés thermiques. _____ 217

Tableau Annexe H.3 : valeurs par défaut des ponts thermiques linéiques repris de (“National Calculation Methodology (NCM) modelling guide,” 2013). _____ 218

Tableau Annexe H.4 : Corrélations d’étanchéités à l’air : coefficients utilisés par DesignBuilder pour chaque niveau d’étanchéité à l’air et pour chaque type d’interface. _____ 218

Nomenclature

Symboles

Nom complet	Symbole	Unité
Différentiel	Δ	/
Temps	t	s
Constante de temps	τ	s
Coordonnées cartésiennes dans l'espace	x, y, z	m
Points cardinaux Nord, Sud, Est, Ouest (*West*)	N, S, E, W	/
Volume de la zone	V	m^3
Surface caractéristique	A	m^2
Hauteur caractéristique	H	m
Constante gravitationnelle	g	$m.s^{-2}$
Masse volumique de l'air	ρ	$kg.m^{-3}$
Température de référence	T_0	K
Pression de référence	P_0	Pa
Pression en paroi due au vent (*Wind*)	P_w	Pa
Différentiel de pression liée aux températures (*Stack*)	ΔP_s	Pa
Concentration CO_2 dans l'air	c	ppm ($\mu mol.mol^{-1}$)
Production de gaz traceur	P	$ppm.h^{-1}$
Nombre d'occupants	$N, Nocc$	/
Débit massique	$\dot{m}, Q_m$	$kg.s^{-1}$
Débit volumique	Q_v	$m^3.s^{-1}$
Vitesse d'air	v	$m.s^{-1}$
Coefficient de pression	C_p	/
Coefficient de décharge	C_d	/
Nombres d'Heures	NH	h
CO_2 Heures	CO2_H	ppm.h
Degrés Heures (Degree Hours)	DH	K.h
Potentiel climatique de rafraichissement (Climate Cooling Potential)	CCP	K.h
Taux de renouvellement Heures	ACH-heures	/
coefficient de débit surfacique	C	$kg.s^{-1}.m^{-2}$
Exposant de la loi puissance débit/pression	n	/
Moyenne d'une distribution	μ	
Ecart type d'une distribution	σ	
Etats du système (distributions probabilistes)	x_t	
Moyenne et matrice de covariance des états	$\hat{x}_t$ et P_t	
Entrées	u_t	

Sorties du système (distributions probabilistes)	y_k	
Moyenne et matrice de covariance des sorties	$\hat{y}_k$ et Σ_k	
Sorties mesurées	y_k	
Paramètres	θ	
Fonctions de process et sa primitive	f, F	
Fonctions de la mesure et sa primitive	h, H	
Matrices du système linéaire continu	A, B, C, D	
Matrices du système linéaire discret	A_d, B_d, C_d, D_d	
Ecart type du terme de diffusion de l'équation de process continue	σ	
Processus de Wiener	$d\omega_t$	
Bruit de process de l'équation de process discrète	$r_k \sim N(0, R)$	
Bruit de mesure	$v_k \sim N(0, V)$	
Taux de renouvellement d'air	ACR	h^{-1}
Taux de renouvellement d'air de référence issu de la simulation thermique dynamique	λ_{ref}	h^{-1}
Taux de renouvellement d'air estimé par le modèle statistique	λ	h^{-1}
Taux de renouvellement d'air estimé par le modèle statistique : écart type	λ_{sd}	h^{-1}
Taux de renouvellement d'air prédit par le modèle prédictif	$\hat{\lambda}$	h^{-1}
Erreur entre prédiction et mesure des sorties y	ϵ_y	
Erreur standarde entre prédiction et mesure des sorties y	$\epsilon_{y,sd}$	
Erreur entre λ estimé et λ_{ref} issu de la simulation thermique dynamique	ϵ_λ	h^{-1}
Mean Absolute Error	MAE	h^{-1}
Prediction Robustness	PR	%
Gain de Kalman	K	/
Fonction de vraisemblance	L	
Fonction exponentielle	$exp()$	
Fonction probabilité	$p()$	
Fonction déterminant	$det()$	
Splines de base (*base spline*)	bs	
Coefficients du modèle de prédiction	a, b, c_1, c_2, c_3 et c_4	
Somme des carrés des résidus	RSS	h^{-2}
Poids (*weight)* ajouté dans le calcul du RSS	w	h^2
Somme des carrés des résidus avec poids	RSS_w	/

Remarques :

- Pour la nomenclature associée aux **mesures expérimentales**, se référer au Tableau 2.5 dans le chapitre 2, page 61.
- Pour la nomenclature associée aux **sorties de calcul par simulation thermique dynamique**, se référer aux Tableau 3.5 et Tableau 3.6 dans le chapitre 3, pages 86 et 89.
- Pour la nomenclature associée aux variables d'états des **modèles statistiques développés**, se référer à la section 4.3.2 dans le chapitre 4, page 132.

Indices

Nom complet	Indice
Ventilation mécanique	MV
Ventilation naturelle	VN
Infiltration	inf
Cuisine (Kitchen)	K
Salon (Living Room)	LR
Cage d'escalier (Stair Case)	SC
Moyenne pondérée par le volume	$mean_weighted$
Opérative	op
Simulation Thermique Dynamique	STD
Expérimental	EXP
Extérieur	ext
Température de référence	$0, ref, \infty$
Total	tot
Valeur seuil (threshold) ou (selon contexte) Base temps continue	t
Base temps discrète	k

Exposants

Nom complet	Exposant
Mesure d'une variable	m
Transposée de matrice	T
Inverse de matrice	-1

Acronymes

Nom complet	Acronyme
Simulation thermique dynamique	STD
Qualité de l'air intérieur	QAI
Ventilation mécanique contrôlée	VMC
Etanchéité à l'air (Air tightness)	AT
Dioxyde de carbone	CO2
Air Change Rate Taux de renouvellement d'air	ACR TRA
Méthode transitoire (Transcient Mass Balance Equation method)	TMBE
Réseau aéraulique (Airflow network)	AFN
British Standards Institution	BSI
Predicted Mean Vote	PMV
Association Française de Normalisation	AFNOR
Bâtiment Incas à Ossature Bois	I-OB
Fenêtre Nord	Win_N
Fenêtre Sud	Win_S
Fenêtre Est	Win_E
Fenêtre Ouest	Win_W
Configuration d'ouvrants fermée	Closed
Configuration d'ouvrants traversante (E/W)	Cross_EW
Configuration d'ouvrants traversante (N/S)	Cross_NS
Configuration d'ouvrants mono façade (S)	Single_S
Filtre de Kalman Etendu	EKF
Filtres de Kalman « Unscented », « Quadrature » et « Ensemble »	UKF, QKF et EnKF
Fonction d'autocorrélation (Autocorrelation function)	ACF

Introduction

Etant responsable de 39 % des émissions mondiales de gaz à effet de serre, le bâtiment constitue un levier important d'atténuation du dérèglement climatique. Par ailleurs, face à la menace caniculaire, il doit s'adapter pour assurer le maintien du confort thermique des occupants. L'utilisation de la ventilation naturelle pour le rafraichissement du bâtiment peut contribuer aux objectifs d'atténuation et d'adaptation via son potentiel de réduction du besoin de climatisation. En particulier, la surventilation nocturne par ouverture de fenêtre est une solution bioclimatique, gratuite en carbone et en énergie.

Cependant, le potentiel de rafraichissement effectif du bâtiment dépend, entre autre, du taux de renouvellement d'air atteignable. En effet, un taux de renouvellement d'air trop faible ne permettra pas d'exfiltrer toute la chaleur stockée dans la structure et d'exploiter la totalité du potentiel de rafraichissement du bâtiment.

L'objectif est de développer une méthode de diagnostic in situ du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre. Ce diagnostic constituerait la « signature aéraulique » du bâtiment. Une telle méthode peut servir pour différentes applications :

- Elle permet de vérifier si les taux de renouvellement d'air mesurés sont conformes à ceux prédits par le calcul. Une meilleure connaissance des phénomènes aérauliques pourrait aider le concepteur à valoriser les méthodes de rafraichissement naturel, en conception neuve comme en rénovation.
- Une meilleure estimation du taux de renouvellement d'air pourrait améliorer la performance d'un outil de décision d'ouverture appliqué au maintien du confort thermique.

Parmi les différentes méthodes de mesure du débit en ventilation naturelle, la littérature scientifique identifie la méthode des gaz traceurs comme la plus adaptée, car elle est non intrusive, et permet une mesure globale du taux de renouvellement d'air dans une zone. De plus, cette méthode peut s'appuyer sur la mesure du CO_2 métabolique produit par l'occupant, ce qui est pratique dans le cas d'une mesure en bâtiment occupé. Néanmoins, cette méthode comprend différentes limites : biais liés aux hypothèses d'homogénéité du gaz dans la zone, dépendance au potentiel de concentration de CO_2 mesurable, incertitudes liées à la connaissance du nombre d'occupants, bruits de mesure etc. Dans le but de traiter certaines limites, l'approche de résolution statistique, impliquant un filtre de Kalman, a été récemment introduite dans la littérature. Le développement de cette approche pourrait gagner à être testé dans de nouveaux cas, notamment dans le cas complexe du bâtiment résidentiel. Ce manuscrit de thèse s'appuie sur le cas d'étude d'un bâtiment résidentiel en R+1.

Dans le chapitre 1, nous présentons les enjeux de la ventilation naturelle, ainsi que les principes physiques, les potentiels et les limites des différentes méthodes d'estimation du taux de renouvellement d'air. Considérant l'objectif de développer et de tester une méthode de

diagnostic in situ du taux de renouvellement d'air, le chapitre introduit les différentes orientations méthodologiques prises dans les chapitres suivants. Le chapitre 2 se concentre sur le volet expérimental. Dans un bâtiment test à échelle réelle, différentes configurations d'ouvertures de fenêtres ont été réalisées, et la présence de l'occupant a été simulée via l'injection de CO_2. Les mesures résultant des trois mois de campagne en période estivale sont synthétisées et analysées. Dans le chapitre 3, nous présentons le développement d'un modèle de simulation thermique dynamique du bâtiment test. Ce modèle est propice à une analyse de sensibilité des résultats de calculs de taux de renouvellement d'air et de concentration de CO_2. Il permet également de générer des données maitrisées pour le développement et la comparaison de différents modèles statistiques dans le chapitre 4. Une nouvelle formulation de modèle statistique est présentée et sélectionnée pour notre méthode. Enfin, dans le chapitre 5, nous appliquons le modèle sélectionné à la base de données expérimentale. Une fois le diagnostic pour différentes configurations d'ouvrants réalisé, un modèle prédictif du taux de renouvellement d'air est calibré, en proposant une approche originale de prise en compte de l'impact de la direction du vent.

Chapitre 1

1 Estimation du taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle : enjeux et méthodes

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons les différents enjeux du rafraichissement en ventilation naturelle pour le bâtiment. Nous montrons dans quelle mesure le taux de renouvellement d'air est un paramètre clé du potentiel de rafraichissement. Afin de promouvoir le développement du rafraichissement en ventilation naturelle, il est utile de pouvoir prédire les valeurs atteignables, pour un bâtiment donné, dans un environnement donné, et pour des conditions météo données. Nous présentons un état de l'art sur les différentes méthodes d'estimation du taux de renouvellement d'air, par l'approche simulation et par l'approche expérimentale. En particulier, l'accent est mis sur la méthode de mesure par gaz traceurs, son potentiel et ses limites, pour diagnostiquer le taux de renouvellement d'air, à partir de la production métabolique de CO_2 par l'occupant. Nous en dérivons les leçons méthodologiques et principaux axes de recherche qui seront traités dans ce manuscrit.

Table des matières

1.1 Enjeux du rafraichissement des bâtiments par ventilation naturelle 5
1.1.1 Face au défi caniculaire : enjeux d'atténuation et d'adaptation pour le bâtiment 5
1.1.2 Principe physique de la ventilation naturelle 10
1.1.3 Ordres de grandeur de la ventilation dans le bâtiment 13
1.1.4 Ventilation naturelle pour le rafraichissement : potentiels et limites 16
1.2 Calcul des taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle 21
1.2.1 Différents niveaux de finesse de modélisation 21
1.2.2 Choix de l'outil STD EnergyPlus pour simuler la ventilation naturelle dans un bâtiment résidentiel 23
1.2.3 Estimation des coefficients de décharge et pression pour le calcul STD 24
1.3 Mesure des taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle 26
1.3.1 Mesure directe du débit 26
1.3.2 Mesure indirecte du débit : la méthode des gaz traceurs 27
1.3.3 Utilisation du CO_2 métabolique comme gaz traceur 29
1.3.4 Différents protocoles de mise en œuvre et méthodes de résolution 30
1.3.5 Littérature sur l'estimation du taux de renouvellement d'air par méthode des gaz traceurs en ventilation naturelle 32
1.3.6 Potentiels et limites de l'estimation dynamique in situ du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre à partir du CO_2 métabolique 35
1.4 Positionnement des travaux par rapport à l'état de l'art 40
1.4.1 Motivation des travaux 40
1.4.2 Le projet MODERNAT 41
1.4.3 Orientations méthodologiques pour nos travaux 41
1.4.4 Organisation du manuscrit 43

1.1 Enjeux du rafraichissement des bâtiments par ventilation naturelle

1.1.1 Face au défi caniculaire : enjeux d'atténuation et d'adaptation pour le bâtiment

1.1.1.1 L'urgence climatique

Dans son sixième rapport publié en 2022 (IPCC, 2022), le GIEC décrit le dérèglement climatique comme un phénomène global, et sans précédent. Il est d'origine anthropique, c'est à dire lié aux activités humaines (agriculture, industrie, transports, bâtiment). Le surplus de gaz à effet de serre émis n'ayant pas pu être absorbé par la photosynthèse des végétaux est stocké dans l'atmosphère et les océans. L'effet de serre additionnel qui en résulte cause l'augmentation des températures des océans, de la terre, et de l'air. L'augmentation des températures moyennes annuelles est déjà observable aujourd'hui (Figure 1.1). Selon les différents scénarios d'actions calculés par le GIEC, elles vont continuer d'augmenter pour atteindre entre +1,5 °C et +5,0 °C à horizon 2100.

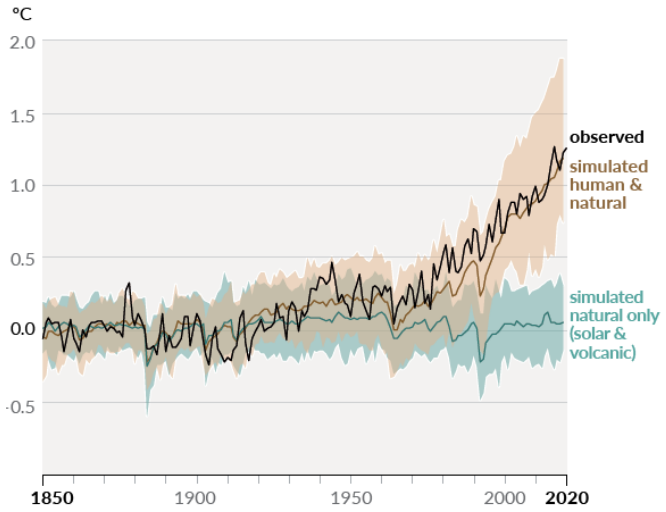


Figure 1.1 : Variations des températures de surfaces moyennes annuelles de 1850 à 2020 (IPCC, 2022). Comparaison des simulations avec et sans activités humaines.

Les manifestations du dérèglement climatique sont multiples : montée des eaux, chute de la biodiversité terrestre et marine, augmentation en fréquence et amplitude des épisodes caniculaires et des catastrophes naturelles. Enfin, les conséquences pour l'homme sont majeures, menaçant nos besoins primaires de sécurité alimentaire, de santé publique et d'habitat. Ainsi, l'ONU a proposé 17 objectifs de développement durable mondiaux à atteindre à horizon 2030, l'objectif 13 appelant à « prendre d'urgence des mesures pour lutter contre les changements climatiques et leurs répercussions » (ONU, 2023).

1.1.1.2 Enjeu d'atténuation

Le secteur du bâtiment (construction + usage) est responsable de 36 % des consommations énergétiques mondiales, soit 39 % des émission de gaz à effet de serre (IEA, 2020). Ce secteur constitue donc un levier majeur **d'atténuation** du dérèglement climatique via la réduction des émissions. Cette réduction peut être abordée en considérant les trois axes « sobriété, efficacité, énergies renouvelables » ("Association négaWatt," 2021).

1.1.1.3 Enjeu d'adaptation

Par ailleurs, la fonction première d'un bâtiment est « de protéger ses occupants contre le rude climat extérieur, d'assurer un environnement confortable et sein pour ses occupants » (Allard, 1998). Or, le dérèglement climatique complexifie la réalisation de cette fonction. En particulier, l'augmentation des fréquences et amplitudes des épisodes caniculaires constitue un risque croissant d'inconfort thermique pour les occupants. Pour adresser ce risque, le bâtiment doit **s'adapter**. Que ce soit en construction neuve ou en rénovation, le confort d'été devient un sujet de préoccupation.

1.1.1.4 L'(in)action face aux enjeux

Les 7 et 8 mars 2024 a eu lieu le premier forum mondial sur les bâtiments et le climat dédié à la décarbonation et à la résilience des bâtiments, produisant la « déclaration de Chaillot » approuvée par 70 pays signataire ("Declaration de Chaillot," 2024). Entre autre, le document reconnait les inquiétudes suivantes :

- « 4.1 Le fossé croissant entre les performances énergétiques réelles du secteur et la trajectoire nécessaire […] alors que les améliorations sont dépassées par l'augmentation des surfaces au sol ».
- « 4.2 Le volume insuffisant de rénovation des bâtiments et de construction de bâtiments durables ».
- « 4.3 Les investissements dans de nouveaux systèmes de chauffage et de refroidissement à forte intensité carbone […] malgré l'existence d'alternatives décarbonées et économiquement bénéfiques ».

En France, les objectifs fixés dans la Stratégie Française Bas Carbone (SNBC) sont la neutralité carbone, et un parc immobilier en moyenne au niveau BBC à horizon 2050. La nouvelle Règlementation Energétique (RE2020) ("RE2020 : Arrêté du 4 Aout 2021.pdf," 2021) exige le respect de performances minimales sur quatre indicateurs :

- Bioclimatisme et performance de l'enveloppe (Bbio).
- Besoin énergétique (Cep et Cep,nr).
- Confort d'été (DH).
- Bilan carbone par analyse du cycle de vie (Ic construction et Ic énergie).

Remarque 1 : les indicateurs de confort d'été et d'analyse du cycle de vie sont une nouveauté par rapport aux règlementations précédentes.

Remarque 2 : pour le calcul de l'indicateur DH, le fichier météo considéré comprend un scénario caniculaire pour le mois d'Aout.

A noter que le calcul RE2020 pénalise un bâtiment exposé à la surchauffe dans les indices Bbio, Cep, DH et Ic. Cependant, cette pénalité n'est que peu contraignante pour la validation des critères.

1.1.1.5 Le rafraichissement actif : une mal adaptation ?

Le rafraichissement actif consiste à utiliser un système mécanique thermodynamique pour rafraichir le bâtiment. La taille des systèmes peut varier d'une simple unité portable pour une pièce, jusqu'à des systèmes centralisés pour le bâtiment résidentiel collectif ou tertiaire. Le système le plus utilisé est le climatiseur « split » dans lequel le fluide caloporteur est transporté via tuyauterie entre l'évaporateur placé dans la pièce à réfrigérer et le condenseur placé à l'extérieur (Figure 1.2). Certaines machines sont réversibles, c'est-à-dire que le cycle peut être inversé pour le mode chauffage. La plupart des systèmes sont alimentés électriquement.

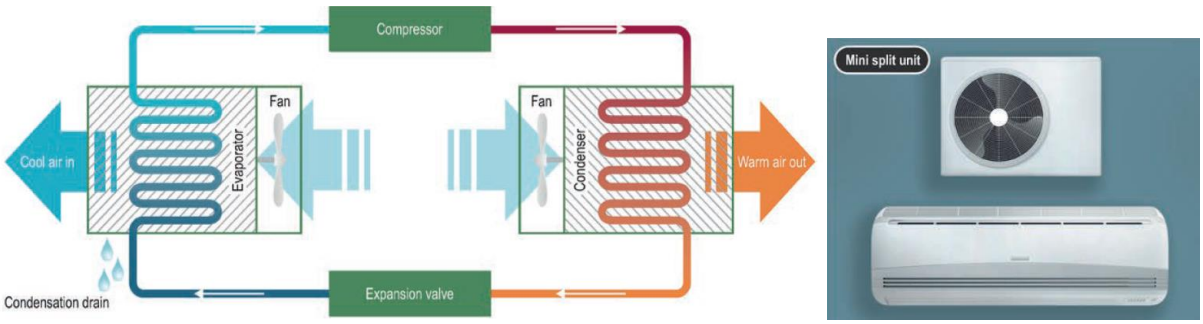


Figure 1.2 : Gauche : cycle thermodynamique d'un climatiseur. Droite : illustration d'un split (droite).

Dans le monde, entre 1990 et 2016, la vente de climatiseurs a quadruplé (IEA, 2018). Le taux d'installation dépend du climat, de la culture et des ressources économiques. La Chine et les Etats Unis sont les plus gros consommateurs, suivis par le Japon et l'Union Européenne. En conséquence de cette massification du recours aux climatiseurs, la part de consommation énergétique du bâtiment lié au froid constitue l'augmentation la plus forte. Elle a triplé entre 1990 et 2016, atteignant 6 % de la consommation énergétique et 12 % des émissions de GES du secteur du bâtiment. Si cette part a pu être considérée négligeable au 20ème siècle, elle pourrait devenir une des plus importantes au 21ème siècle.

Si les climatiseurs ont l'avantage de facilement pouvoir garantir le maintien d'une température intérieure, ils possèdent de sérieuses limites :

- Utilisation de fluides frigorigènes hautement nuisibles pour l'environnement.
- Sources de fortes consommations énergétiques en fonction de la performance de la machine, de la température de consigne et de la température du bloc extérieur.

- Rejet de chaleur vers l'extérieur, contribuant aux ilots de chaleur urbains (Ghiaus and Allard, 2005).
- Une accoutumance de l'occupant à des ambiances standardisées, limitant sur le long terme sa tolérance aux variations climatiques (Nicol and Roaf, 2005).

Par conséquent, l'utilisation de la climatisation peut s'avérer être une mal adaptation aux risques caniculaires : le gain en confort est mitigé par la contribution aux ilots de chaleur urbains et au phénomène d'accoutumance des occupants. En matière d'atténuation : la surconsommation énergétique associée à leur utilisation constitue une régression. Par ailleurs, le surcoût électrique incombant aux occupants (de l'ordre de 40 %) fait émerger une nouvelle forme de précarité énergétique (Randazzo et al., 2020), (Pavanello et al., 2021), ce qui pose la question de l'impact social de l'utilisation du rafraichissement actif comme solution première pour maintenir le confort d'été. Certaines recherches visent à concevoir des systèmes comportant des fluides moins nocifs, des cycles plus efficaces, ou de nouveaux cycles innovants (machines à absorption).

1.1.1.6 Conception bioclimatique du bâtiment

A l'inverse du rafraichissement actif, la conception bioclimatique semble constituer une réponse efficace aux enjeux d'atténuation et d'adaptation pour le bâtiment (Chiesa, 2021). Cette approche s'appuie sur le climat et l'environnement local pour concevoir des bâtiments qui tirent parti des ressources naturelles disponibles, telles que la lumière solaire, les apports solaires, le vent et la végétation. En matière de confort d'été, elle peut se décliner en plusieurs leviers (Chiesa, 2021) :

- Limiter les apports solaires externes via la compacité géométrique du bâtiment, le positionnement des vitrages, des protections solaires, le degré d'isolation thermique adapté, une bonne étanchéité à l'air de l'enveloppe, l'utilisation de la végétalisation.
- Limiter les apports de chaleur internes via la sobriété d'usage et la performance des équipements.
- Mise à profit de l'inertie thermique : stocker de la chaleur dans la structure du bâtiment afin d'amortir et déphaser le pic de chaleur, lorsque les gains internes et externes sont maximums (A. Balaras, 1995).
- Utiliser des stratégies de rafraichissement passives (Kolokotroni and Heiselberg, 2015).

1.1.1.7 Le rafraichissement passif par ventilation naturelle

Il existe différentes solutions de rafraichissement passif déployées à travers le monde, en fonction des climats et ressources locales. Parmi elles : la ventilation naturelle, la surventilation nocturne (Artmann et al., 2008), les tours à vent et tours solaires (Monghasemi and Vadiee, 2018), les puits canadiens, les puits géothermiques, les atriums (Moosavi et al., 2014), le rafraichissement adiabatique par évaporation (Amer et al., 2015), le rafraichissement par radiation nocturne. L'annexe 62 « Ventilative Cooling » du programme IEA-EBC a produit différents documents de références sur le rafraichissement par ventilation naturelle (Kolokotroni and Heiselberg, 2015), (Chiesa et al., 2021). Des revues ont déjà été publiées sur

le sujet (Samuel et al., 2013), (Sakiyama et al., 2020). Son principe repose sur la combinaison de deux effets :

- La ventilation de confort, basée sur la mise en circulation de l'air intérieur, ce qui augmente le rafraichissement par évapotranspiration au niveau de la peau de l'occupant (Moujalled, 2007). Elle est obtenue instantanément par l'utilisation d'ouvrants, ou par l'utilisation de brasseurs d'air.
- L'abaissement de la température intérieure. Elle peut être obtenue par renouvellement de l'air intérieur (plus chaud) par l'air extérieur (plus froid). Cependant, en période estivale, la température extérieure élevée en journée restreint l'utilisation de la ventilation naturelle pour rafraichir l'intérieur. Il est alors plus efficace d'utiliser la surventilation nocturne. Elle consiste à coupler la ventilation naturelle à l'inertie thermique du bâtiment (A. Balaras, 1995). Les apports de chaleur de la journée sont stockés dans la structure du bâti (principalement les murs, planchers, dalle). Cela permet d'atténuer et déphaser le pic de température intérieur de la journée vers la nuit. La chaleur accumulée en journée est alors restituée pendant la nuit. L'air extérieur nocturne « plus froid » refroidit la structure et évacue la chaleur vers l'extérieur.

Dans les climats tropicaux, caractérisés par de hautes humidités, et des faibles amplitudes de température entre le jour et la nuit, on cherchera plutôt à réaliser une ventilation naturelle de confort en journée (Bastide et al., 2006). Au contraire, les climats tempérés, caractérisés par des amplitudes de températures entre le jour et la nuit plus importantes, sont propices à l'utilisation de la ventilation nocturne couplée à une forte inertie thermique (Jay et al., 2023).

1.1.1.8 Confort en climatisation active et en ventilation naturelle

Le rafraichissement répond au besoin de confort thermique pour l'occupant. Le confort thermique peut être défini par une sensation neutre ou l'absence de tension de l'individu par rapport à l'ambiance thermique (Carlucci et al., 2018). Il peut dépendre de nombreux facteurs : des facteurs physiques (températures ambiantes et radiatives, humidité relative, rayonnement solaire, vitesse d'air), physiologiques (métabolisme, vasodilatation, sudation, vêture), et psychologiques (perception de l'environnement) (Moujalled, 2007). La température de l'air intérieur est principalement influencée par les apports de chaleurs externes (rayonnement solaire, température extérieure) et par les apports internes hautement variables (activité humaine, éclairage, équipements). Si la température intérieure dépasse le seuil de confort pour l'occupant, il y a besoin de rafraichissement.

Le modèle le plus répandu pour quantifier le degré de confort thermique est le modèle analytique de Fanger fournissant l'indice PMV (Predicted Mean Vote) (Ole Fanger and Toftum, 2002). Or, ce modèle a été conçu à partir d'expériences dans des chambres climatisées : il surestime l'inconfort dans les bâtiments ventilés naturellement. En utilisant des standards de confort thermique basés sur le modèle de Fanger, on constate par le calcul qu'aucun environnement ne peut garantir le respect de la plage de confort toute l'année, ouvrant ainsi la voie au développement du marché de la climatisation dès la conception des bâtiments (Shove,

2003). Or, dans un environnement climatisé, les stratégies adaptatives étant réduites, la plage de confort est également réduite, augmentant ainsi l'exigence sur le maintien de l'ambiance. De plus : l'accoutumance aux ambiances climatisées (Nicol and Roaf, 2005) forme une boucle de rétroaction : l'accoutumance induit une tolérance de plus en plus faible aux variations climatiques, impliquant l'augmentation des exigences de confort et la justification d'installation de climatisation.

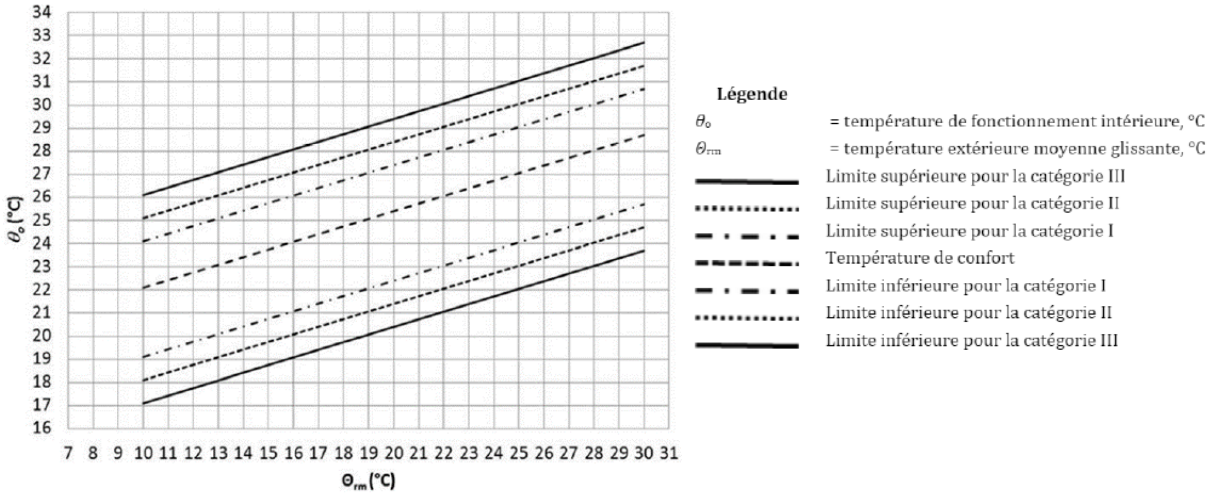


Figure 1.3 : Plage de confort avec le modèle de confort adaptatif pour les bâtiments sans système de refroidissement (AFNOR, 2019). Les différentes catégories de confort (I, II, III) représentent des exigences décroissantes en fonction du type de bâtiment et des occupants.

Au contraire, le modèle de confort adaptatif en ventilation naturelle développé par (Humphreys and Nicol, 1998) tient compte de l'impact positif des possibilités d'adaptation qu'a l'occupant (ouverture de fenêtre, adaptation physiologique, attentes psychologiques) (Carlucci et al., 2018). Il calcule un intervalle de confort pour l'occupant en fonction de l'historique des températures des jours précédents (Figure 1.3). Ce modèle s'est avéré plus adapté pour l'évaluation du confort thermique en ventilation naturelle (Moujalled et al., 2008) et a été implémenté dans la norme NF EN 16798-1 (AFNOR, 2019). Par rapport à la climatisation active, la plage en température à maintenir pour assurer le confort de l'occupant est élargie. La ventilation naturelle doit donc s'accompagner d'une maximisation des solutions adaptatives de l'occupant. L'occupant redeviendrait alors acteur de son confort, et non consommateur (Nicol and Roaf, 2005).

A noter que dans le calcul RE2020, le besoin de rafraîchissement fait partie du Bbio qui est calculé séparément de l'indicateur de confort. D'autre part l'indicateur DH n'est qu'une mesure de degré-heures au-dessus d'un certain seuil, mais ne tient pas compte des autres facteurs comme la vitesse de l'air : ce n'est pas une vraie mesure de confort.

1.1.2 Principe physique de la ventilation naturelle

La partie précédente a montré que le rafraîchissement par ventilation naturelle peut être une solution pour le bâtiment à la fois sur les plans d'atténuation du dérèglement climatique et

d'adaptation aux conditions climatiques futures en terme de confort d'été. Dans cette partie nous présentons succinctement le principe physique de la ventilation naturelle. Plus de détails sont fournis dans (Allard, 1998) ou (Liddament, 1996).

1.1.2.1 Les forces motrices de la ventilation naturelle : effets de vent et de température

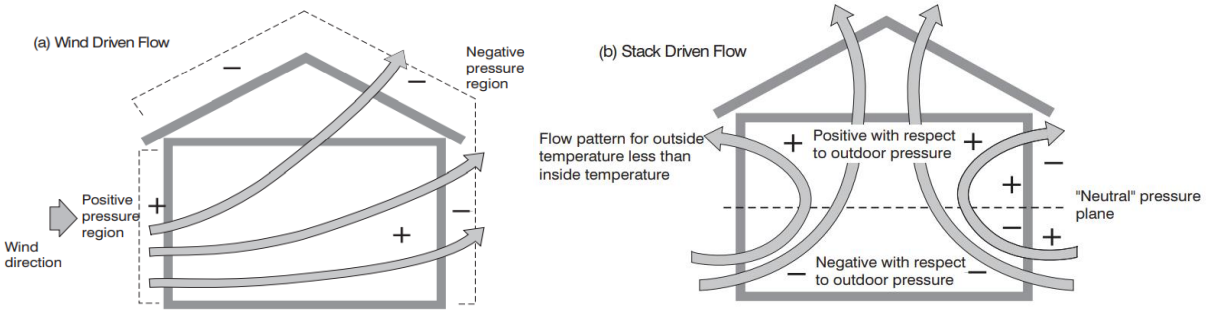


Figure 1.4 : Ventilation naturelle par effets de vent (gauche) et de température (droite) (Liddament, 1996).

Effets de vent (Wind)

Lorsque le vent rencontre un obstacle tel qu'un bâtiment, le contournement de celui-ci engendre des surpressions et dépressions en façade (Figure 1.4, gauche). La pression en paroi P_w [Pa], par rapport à la pression de référence P_0 [Pa], peut être calculée à l'aide d'un coefficient de pression C_p :

$$P_w = P_0 + C_p \times \frac{1}{2}\rho v_\infty^2 \qquad (1.1)$$

Avec v_∞ [m/s] la vitesse du vent en amont du bâtiment, ρ [kg/m^3] la densité de l'air.

La répartition du coefficient de pression C_p le long des parois du bâtiment dépend de nombreux paramètres (Ernest et al., 1991) :

- Profil et incidence du vent par rapport au bâtiment.
- L'environnement du bâtiment (hauteur des bâtiments, états de surface du terrain…).
- Des caractéristiques du bâtiment (forme, toiture, état de surface).

En dessous de 1000 m, l'intensité, la direction, et la turbulence du vent sont dépendants de l'altitude et de l'environnement. Lorsque le vent rencontre des obstacles, il peut y avoir décollement de la couche limite conduisant à la formation de tourbillons appelés turbulences. L'impact de la turbulence peut être non négligeable par rapport aux effets du vent moyen sur le coefficient de pression.

Il est courant d'utiliser une rose des vents pour représenter le profil agrégé du vent pour un site donné (Faggianelli, 2014). L'intensité du vent sera favorable à la ventilation naturelle en climat méditerranéen grâce aux brises thermiques, mais beaucoup moins en climats continentaux, et dans les zones urbaines.

Effets de températures (Buoyancy)

Le tirage thermique (Figure 1.4, droite) est la conséquence du principe de l'hydrostatique d'un fluide soumis à la pesanteur. La pression dans une colonne d'air $P(z)$ [Pa] diminue avec la hauteur : $P(z) = P_0 - \rho g z$. g [m/s^2] est la constante de gravitation, z [m] la hauteur par rapport à la pression de référence P_0 [Pa]. De plus, en considérant l'air comme un gaz parfait, sa densité varie en fonction de la température. Si l'on considère donc P_{01} [Pa], T_1 [K], ρ_1 [kg/m^3] et P_{02} [Pa], T_2 [K], ρ_2 [kg/m^3] les pressions au sol, températures et densités, respectivement extérieures et intérieures, la différence de pression $\Delta P(z)$ entre l'extérieur et l'intérieur s'écrit :

$$\Delta P(z = 0) = (P_{02} - P_{01}) \quad (1.2)$$

$$\Delta P(z = H) = (P_{01} - \rho_1 g H) - (P_{02} - \rho_2 g H) = (P_{01} - P_{02}) - \rho_0 T_0 \left(\frac{T_2 - T_1}{T_1 T_2}\right) g H \quad (1.3)$$

Avec ρ_0 [kg/m^3] et T_0 [K] des densité et températures de référence.

Le potentiel de tirage thermique entre deux ouvrants éloignés d'une hauteur H s'écrit alors :

$$\Delta P_s = \Delta P(z = H) + \Delta P(z = 0) = -\rho_0 T_0 \left(\frac{1}{T_1} - \frac{1}{T_2}\right) g H \quad (1.4)$$

Remarque 1 : dans le cas d'ouvrants de grande taille, en fonction de l'écart de température et pressions entre intérieur et extérieur, le signe de $\Delta P(z)$ peut s'inverser le long de la hauteur de l'ouvrant, pouvant engendrer un flux bi directionnel.

Remarque 2 : Les deux forces motrices de vent et de températures peuvent interagir en se cumulant ou en s'inhibant. Selon les cas, on peut considérer une des deux forces dominantes et négliger l'autre.

1.1.2.2 Ventilation naturelle par ouverture de fenêtre

La ventilation naturelle par ouverture de fenêtres, semble une solution particulièrement intéressante puisqu'elle s'appuie sur l'ouverture des fenêtres existantes du bâtiment. Les configurations de ventilation par ouverture de fenêtres sont en général divisées en trois catégories (Figure 1.5) :

- Le tirage thermique (stack effect) est obtenu pour des ouvertures situées à des hauteurs différentes, et est donc en général dominé par les effets de températures.
- Le traversant (cross wind) est obtenu pour des ouvertures localisées de part et d'autre d'une pièce, et est en général dominé par le vent (Jiang et al., 2023).
- Le mono-façade (single sided) peut s'avérer plus complexe et être sensible aux effets de vent et températures (Zhong et al., 2022).

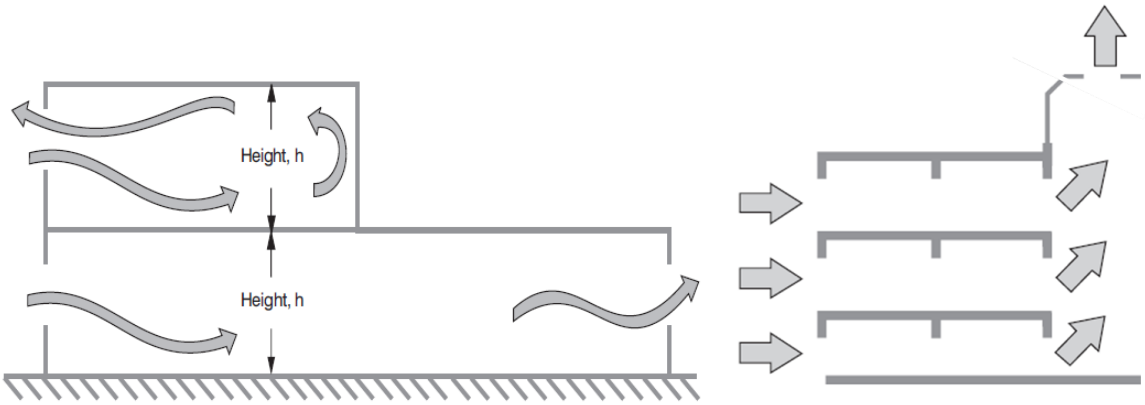


Figure 1.5 : Ventilation traversante et mono-façade (gauche), tirage thermique (droite) (Liddament, 1996).

Il existe de nombreuses solutions d'ouvertures de fenêtres : la Figure 1.6 illustre celles parmi les plus utilisées.

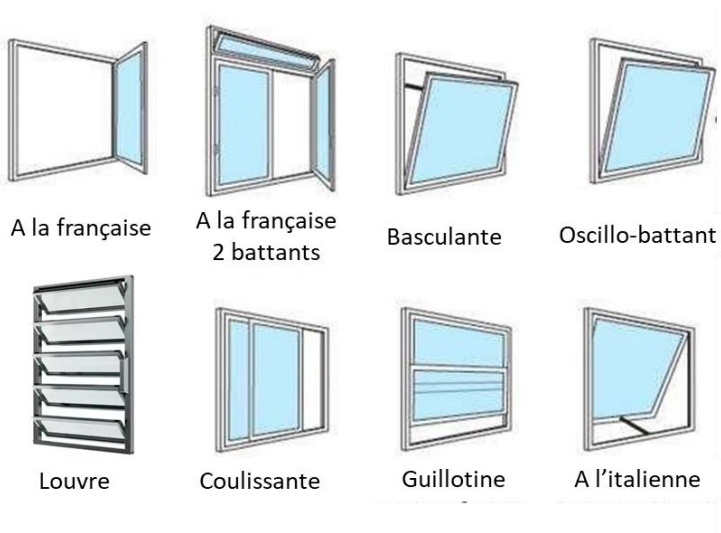


Figure 1.6 : Différents types d'ouvertures de fenêtres.

1.1.3 Ordres de grandeur de la ventilation dans le bâtiment

1.1.3.1 Qualité de l'air intérieur

La qualité de l'air intérieur (QAI) est une préoccupation majeure de santé publique, car les humains passent beaucoup de temps dans des espaces confinés. La ventilation hygiénique vise à renouveler l'air en oxygène et à évacuer divers polluants tels que les particules, le radon des

sous-sols, les composés organiques volatils, l'humidité, ou encore les virus (AFNOR, 2017). Les bâtiments anciens sont principalement ventilés par infiltrations et ouvertures de fenêtres. Les nouveaux bâtiments sont plus étanches et sont soumis aux normes minimales de ventilation : la ventilation hygiénique y est donc systématiquement assurée par des systèmes mécaniques contrôlés (VMC) simple flux hygroréglable ou double flux.

1.1.3.2 Métriques du taux de renouvellement d'air

Quel que soit le type de ventilation (mécanique ou naturelle), il est souvent nécessaire de mesurer les débits d'air. La mesure permet de vérifier si un taux de ventilation minimum par occupant est respecté (Duarte et al., 2018), ou si la performance d'un système de ventilation correspond aux prévisions (AFNOR, 2017).

Différentes métriques sont utilisées pour estimer la ventilation du bâtiment :

- Le débit massique : $\dot{m}$ ou Q_m [kg/s].
- Le débit volumique : $Q_v = \frac{\dot{m}}{\rho}$ [m^3/s ou m^3/h], avec ρ [kg/m^3] la densité de l'air.
- Le taux de renouvellement d'air (TRA). En anglais air change rate (ACR) : [vol/h ou h^{-1}].

Le taux de renouvellement d'air [vol/h ou h^{-1}] est le débit volumique traversant la zone, adimensionné par le volume V [m^3] de la zone :

$$ACR = \frac{Q_v}{V} \qquad (1.5)$$

Dans la suite du manuscrit, nous utiliserons l'acronyme anglais ACR pour y faire référence. Dans les équations nous utiliserons le symbole λ tel que classiquement utilisé dans la littérature (Sherman, 1990).

Remarque 1 : l'ACR est une grandeur pratique qui permet de comparer la ventilation pour des bâtiments de différentes tailles via l'adimensionnement par le volume. V est le volume de la « zone de mélange réelle » (AFNOR, 2017) : son calcul pratique exclut les volumes occupés, par exemple par le mobilier.

Remarque 2 : la détermination de l'ACR peut poser problème dans le cas où la zone considérée n'échange pas uniquement avec l'extérieur mais avec des pièces adjacentes (Persily, 2016). Nous considèrerons que l'ACR représente la somme des débits traversant la pièce, quelle que soit leur origine.

1.1.3.3 Ordres de grandeurs des taux de renouvellement d'air

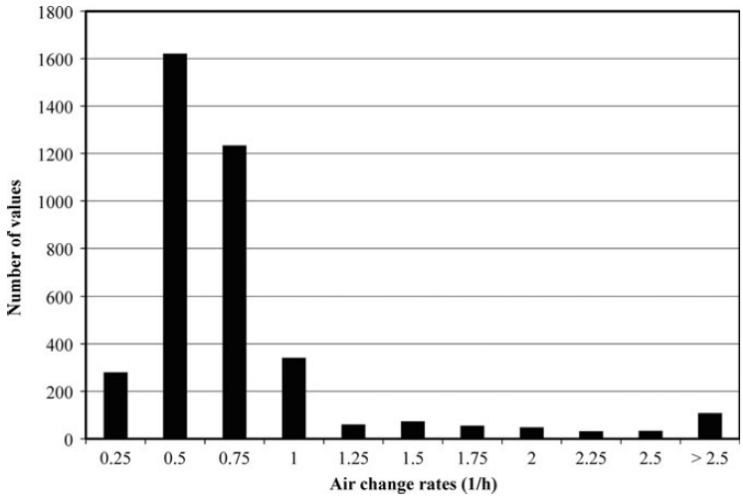


Figure 1.7 : Distribution log normale des ACRs mesurés sur 1 an, en bâtiment occupé (Wallace et al., 2002).

Une récente revue sur les valeurs d'ACR mesurées dans les bâtiments résidentiels a été réalisée par (Nazaroff, 2021) : l'ACR est variable dans le temps, et sa distribution suit généralement une distribution log-normale (Wallace et al., 2002) (Figure 1.7). Il peut être décomposé comme suit :

$$ACR = ACR_{MV} + ACR_{inf} + ACR_{NV} \qquad (1.6)$$

L'ACR_{MV} est le renouvellement par ventilation mécanique, d'ordre de grandeur 0,25 h^{-1}.

L'ACR_{inf} est le renouvellement par infiltration d'air à travers les défauts d'étanchéités de l'enveloppe. Son ordre de grandeur dépend de l'étanchéité à l'air de l'enveloppe, et va de 0,05 h^{-1} à 0,5 h^{-1}. L'ACR_{NV} est le renouvellement par ventilation naturelle à travers les grandes ouvertures de l'enveloppe du bâtiment (portes, fenêtres, conduits,…). Il est extrêmement variable, et peut atteindre des valeurs beaucoup plus élevées que les autres types, par exemple jusqu'à 30 h^{-1} dans le cas d'un appartement en ventilation traversante en milieu urbain (David et al., 2020). Il dépend principalement de (Jiang et al., 2023) :

- L'environnement du bâtiment (type de terrain, densité du bâti).
- La météo (vent, températures).
- La géométrie du bâtiment et la configuration d'ouvrants.
- Du partitionnement intérieur du bâtiment (taille des pièces, position et détalonnage sous les portes, position du mobilier).

Remarque : ces trois débits ne sont pas forcément additifs. Il peut y avoir des interactions entre les trois sources d'ACR à travers l'équilibre des pressions (Hurel et al., 2016).

1.1.4 Ventilation naturelle pour le rafraichissement : potentiels et limites

1.1.4.1 Potentiel et limites du rafraichissement naturel pour différents climats

Climat futur

Un bâtiment ayant une durée de vie de l'ordre de 50 ans, le potentiel de maintien du confort thermique doit également être garanti pour des climats futurs. Le climat futur sera en moyenne plus chaud, et aura surtout des vagues de chaleurs plus fréquentes, plus intenses et plus longues ce qui aura pour effet de diminuer le potentiel à horizon 2050 (Machard et al., 2021).

Ilots de chaleur urbains

Depuis 2007, plus de la moitié de la population mondiale vit dans des villes, et cette proportion devrait augmenter à 60 % d'ici à 2030 (ONU, 2023). Or, l'environnement urbain constitue un micro-climat spécifique de par sa topologie (hauteur caractéristique des bâtiments, largeur et longueur des rues) (Jie et al., 2023). Le micro climat urbain entraine une augmentation de température due à l'augmentation de la surface d'exposition aux radiations solaires, des vitesses de vent plus faibles, la modification de l'albédo, la modification du taux de végétalisation, et la production de chaleur par les activités anthropologiques (transports, climatisation). Par exemple (Ghiaus and Allard, 2005) ont mesuré une augmentation moyenne de +2 °C entre le centre urbain d'Athènes et la campagne environnante. Cet « ilot de chaleur urbain » a donc un effet négatif sur le potentiel de rafraîchissement naturel.

Indicateurs de potentiel

Différents auteurs ont quantifié le potentiel de rafraichissement naturel via le développement d'indicateurs climatiques (Ghiaus and Allard, 2006), (Artmann et al., 2007), (Chiesa, 2021). Le Climate Potential Cooling (CCP) [Kh] est un indicateur simple qui, à partir de la température extérieure et une température intérieure de confort à maintenir, estime les degrés-heures propices au rafraichissement par ventilation naturelle (Figure 1.8).

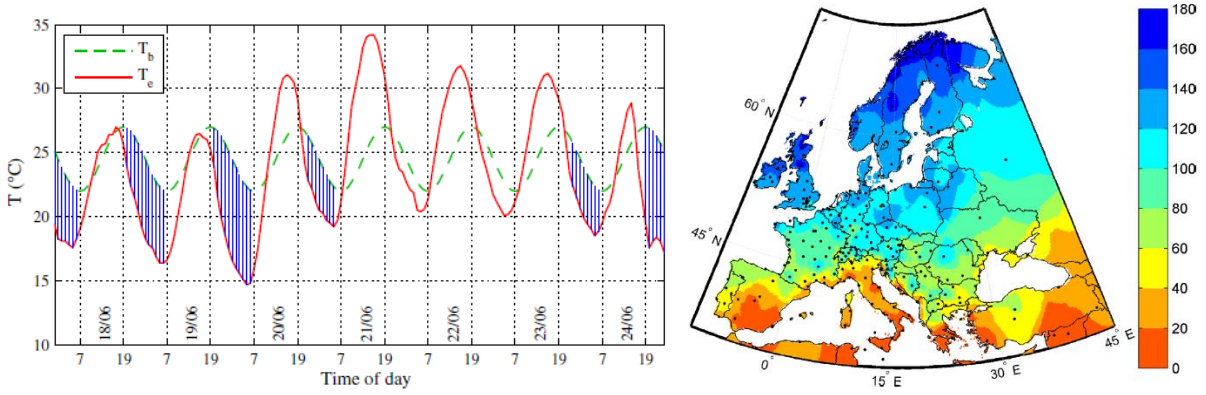


Figure 1.8 : Gauche : illustration du calcul du CCP. Tb est la température de confort à maintenir. Te est la température extérieure. Les zones hachurées représentent le CCP. Droite : CCP calculés sur le mois de Juillet 2003 en Europe. Repris de (Artmann et al., 2007).

Le calcul du potentiel sur un mois de Juillet en Europe (Figure 1.8) indique un bon potentiel dans les pays du nord et du centre, mais un potentiel limité dans les pays du Sud. Le CCP se base uniquement sur les variations de températures extérieures entre climats, et ne tient pas compte des spécificités du bâtiment et de son environnement. Il suppose par exemple que le bâtiment peut stocker et restituer tous les apports de chaleur. Les auteurs précisent que ces résultats constituent une première approximation et que des indicateurs plus précis devraient intégrer les paramètres du bâtiment (apports internes, inertie thermique, débits de ventilation). (Ghiaus and Allard, 2006) développent l'indicateur DH [Kh], plus complexe que le CCP, tenant compte d'une température de confort adaptatif pour l'occupant et des caractéristiques du bâtiment telles que son inertie thermique. Les conclusions en matière de potentiel sont similaires à (Artmann et al., 2007).

1.1.4.2 Potentiel de rafraichissement en fonction des taux de renouvellement d'air atteignables

Les indicateurs CCP ou DH de potentiel climatique supposent une capacité complète de l'ACR de rafraichissement à extraire la chaleur stockée. Or, ce ne sera pas possible si l'ACR effectif est trop faible. En effet, une vitesse d'air plus élevée permet d'intensifier les échanges de chaleur entre l'air et la structure et donc de la refroidir plus rapidement : la constante de temps de décharge en temps dépend de l'ACR (Chahwane, 2012). Il est donc nécessaire d'intégrer des estimations d'ACR dans les simulations afin d'évaluer la capacité effective du bâtiment à extraire les apports de chaleur (Kolokotroni and Heiselberg, 2015).

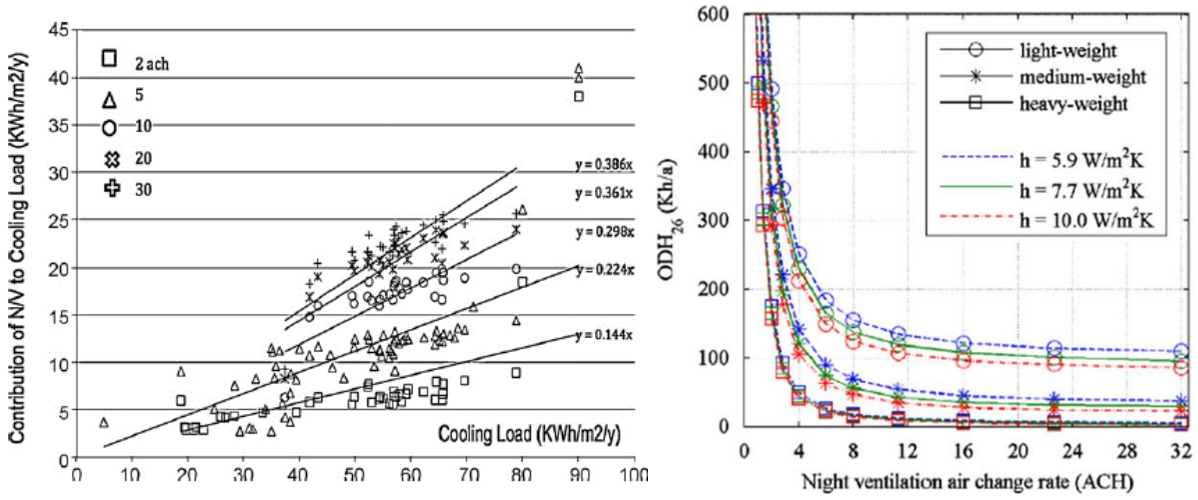


Figure 1.9 : Gauche : contribution de la ventilation naturelle au besoin de rafraichissement, en fonction de l'ACR (2, 5, 10, 20 et 30 h^{-1}) (Santamouris et al., 2010). Droite : Degrés-heures d'inconfort pour différents ACRs (Artmann et al., 2008).

Le lien entre ACR et potentiel de rafraichissement a été étudié principalement numériquement dans la littérature via différents indicateurs. La thèse de (Breesch, 2006) a mis en évidence l'importance du dimensionnement des fenêtres de manière à obtenir des hautes valeurs d'ACR pendant la nuit pour maximiser le confort thermique. Dans le cas de bureaux ventilés naturellement, (Kolokotroni and Aronis, 1999) ont calculé une réduction du besoin en énergie

de rafraichissement allant de 2 % à 7 % pour une ventilation nocturne atteignant des débits de 1 à 10 h^{-1}. (Santamouris et al., 2010) ont calculé l'impact de la valeur de l'ACR sur la réduction du besoin de rafraichissement de 214 bâtiments résidentiels. La synthèse des résultats (Figure 1.9, gauche) montre que la ventilation naturelle couvre environ 14 % du besoin de rafraichissement si l'ACR vaut 2 h^{-1}, alors qu'elle couvre 39 % si l'ACR vaut 30 h^{-1}.

(Artmann et al., 2008) ont calculé l'impact de l'ACR en ventilation nocturne sur le nombre d'heures d'inconfort (supérieures à 26 °C), pour différents niveaux d'inertie thermique et différents coefficients de convection entre l'air et la surface à refroidir (Figure 1.9, droite). Les résultats montrent une forte sensibilité des heures d'inconfort de 0,5 à 4 h^{-1}. A partir d'un certain seuil, l'effet devient négligeable, ce qui signifie que l'ACR est suffisant pour évacuer la totalité de la chaleur accumulée. (Schulze and Eicker, 2013) ont calculé une réduction du nombre d'heures d'inconfort beaucoup plus forte en configuration de tirage thermique, permettant de plus forts ACRs, qu'en configuration mono-façade. A l'aide d'une analyse de sensibilité de la température intérieure dans un bâtiment performant, (Gondian, 2022) a quantifié l'impact prépondérant du débit de surventilation nocturne sur la température intérieure. (Stasi et al., 2024) ont calculé que, dans leur cas d'étude, celle-ci pouvait être abaissée de 5,3 °C grâce à la surventilation nocturne en configuration traversante, permettant de réduire le nombre d'heures d'inconfort de 58 %. A noter que dans le but d'intégrer directement la valeur de l'ACR dans un indicateur de potentiel de rafraichissement, (Xie et al., 2023b) ont proposé l'indicateur ACH-heures [/], qui multiplie le nombre d'heures propices pour la ventilation par la valeur de l'ACR.

Ces différentes études démontrent toutes un gain de confort lié à la ventilation naturelle, en fonction de la valeur d'ACR atteignable. Cependant, la quantification de ce gain est très variable, mettant en lumière l'unicité de chaque cas d'étude. Un système de ventilation naturelle devra être pensé au cas par cas (Faggianelli, 2014).

1.1.4.3 Limites pratiques du rafraichissement naturel

Le recours au rafraichissement doit aussi faire face à des verrous « pratiques » (Allard, 1998). Ces verrous ont également été consignés dans les retours d'expériences d'utilisation des bâtiments basses consommations et passifs (Grenelle Environnement, 2014), (Climaxion et al., 2020). Nous les listons ci-dessous :

- **La sécurité** : les ouvertures doivent être protégées contre des tentatives d'intrusions, l'arrivée d'insectes ou la pluie. Cet aspect limite l'utilisation de la surventilation nocturne dans le cas d'un bâtiment non occupé la nuit (bureaux) ou quand les occupants sont endormis. Par exemple, une ouverture de fenêtre contrainte à un degré trop faible pour des raisons de sécurité peut s'avérer insuffisante pour rafraichir le bâtiment. L'utilisation de grilles ou de louvres peut constituer des solutions.
- **Nuisances sonores** : le bruit extérieur pousse l'occupant à fermer ses fenêtres. A noter que certaines technologies sont développées pour réduire la perméabilité au son.
- **Niveau de pollution ambiant :** pour éviter l'infiltration de polluants (gaz ou particules), certaines situations imposent l'ajout de filtres induisant des pertes de charges.

- **Courants d'air :** un courant d'air supérieur à 0,8 m/s peut induire une gêne pour l'occupant.
- **Respect norme incendie :** un flux d'air à travers les zones du bâtiment favorisera la propagation d'un feu. Le système doit pouvoir permettre le confinement de zones.
- **Conflit avec l'utilisation de protections solaires :** l'utilisation d'un volet pour se protéger du soleil réduit considérablement la section de passage pour l'air.

En pratique, la stratégie de gestion de la ventilation naturelle par les occupants est très variable, en particulier la gestion des ouvrants. Les ACRs atteints à l'usage sont donc très incertains (Fabi et al., 2012), conduisant à une incertitude non négligeable sur le maintien d'une température de confort. La gestion des positions des ouvrants peut être réalisée manuellement par l'occupant ou par un système de pilotage automatique. La gestion manuelle a pour avantage de maximiser les possibilités d'adaptation de l'occupant par rapport à son confort perçu. Néanmoins, la stratégie de l'occupant n'est pas toujours la plus vertueuse car basée sur une adaptation à court terme, pas forcément pertinente pour maintenir le confort sur le long terme. De plus, elle dépend de la sensibilisation et de l'implication des usagers. Au contraire, le pilotage automatique des ouvrants vise une gestion optimale de la ventilation naturelle de manière à maintenir la qualité de l'air et une température intérieure acceptable (Saber et al., 2021). Néanmoins, le pilotage automatique contraint la stratégie d'adaptation de l'occupant et est sujet à la panne. Un mode de gestion intermédiaire hybride, dans lequel un algorithme suggère une gestion optimale ou alerte l'occupant en cas de mauvaise gestion permettrait de combiner les avantages des deux modes.

1.1.4.4 Solutions de rafraichissement mixte

La conception bioclimatique, en construction neuve comme en rénovation, répond donc au besoin de sobriété du bâtiment pour le confort d'été. Elle vise à réduire au maximum le besoin de climatisation active, notamment par l'utilisation de solutions de rafraichissement passives. Néanmoins, selon le climat, et l'environnement du bâtiment, le besoin de climatisation active ne peut être totalement supprimé, en particulier pour des bâtiments critiques comme les hôpitaux.

Une solution serait d'effectuer du « rafraichissement mixte » (Borgeson and Brager, 2008), combinant les différents modes, du moins énergivore au plus énergivore. La Figure 1.10 illustre le concept de rafraichissement mixte en « cascade » (Boulinguez et al., 2022). La ventilation naturelle est utilisée en premier. Lorsque le potentiel de rafraichissement n'est plus suffisant, elle peut progressivement être couplée à la climatisation active. Le développement d'un modèle de confort adapté au rafraichissement mixte est un sujet ouvert (Boulinguez et al., 2022).

Remarque : dans la RE2020, dans le cas d'un bâtiment climatisé, il n'est pas possible d'utiliser les ouvertures de fenêtres. Les rafraichissements par ouverture de fenêtre et par climatisation sont incompatibles. Le rafraichissement mixte n'est pas modélisable.

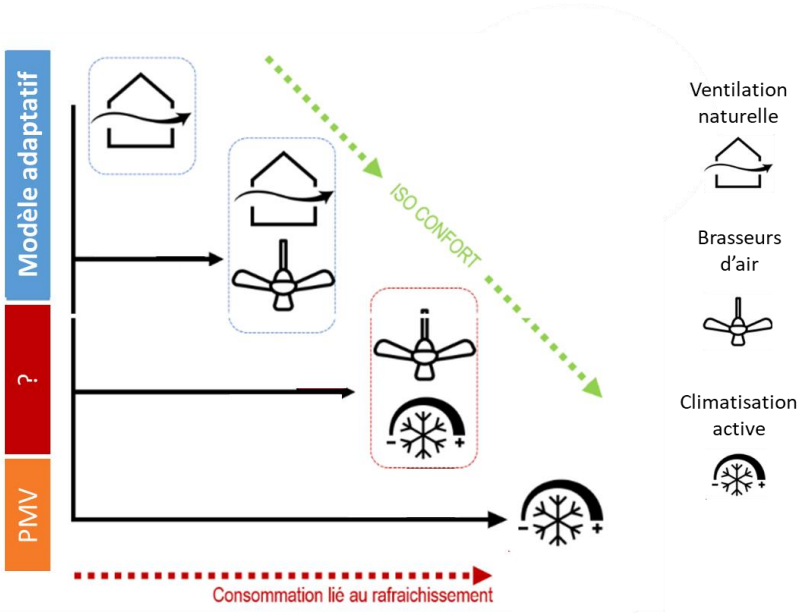


Figure 1.10 : Principe d'enchainement en cascade du rafraîchissement mixte, adaptée de (Boulinguez et al., 2022).

1.1.4.5 Recherches sur la ventilation naturelle

La Figure 1.11, reprise de la revue de (Prieto et al., 2017) sur la recherche dans le domaine du rafraichissement passif, montre l'intérêt toujours d'actualité de la communauté scientifique pour la ventilation traversante, mono-façade et le rafraichissement nocturne. Les deux approches, par simulation et par expérimentation, sont investiguées. Les prochaines sections de ce chapitre visent à présenter ces différentes approches, appliquées à l'estimation de l'ACR en ventilation naturelle.

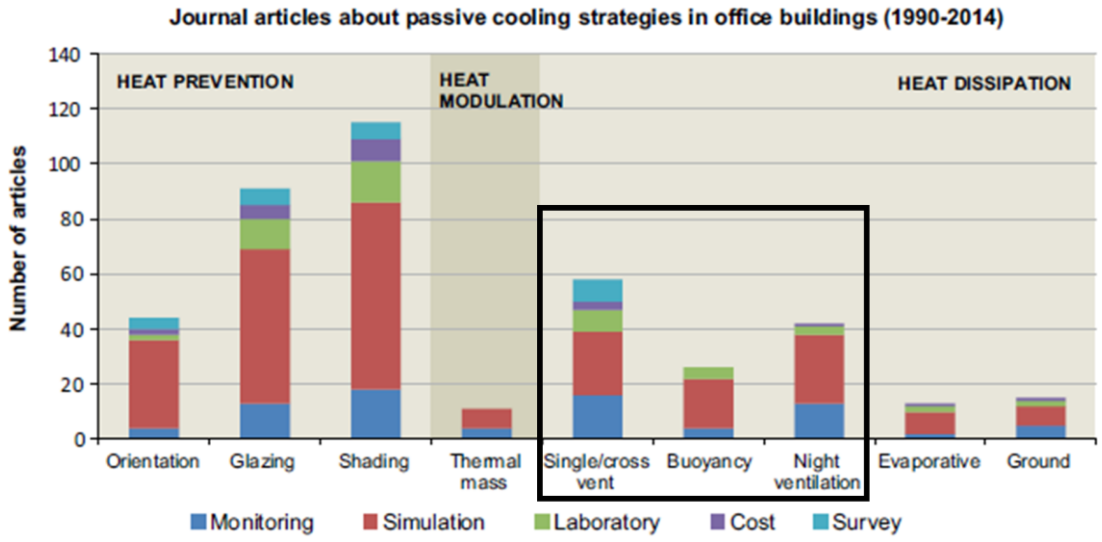


Figure 1.11 : Part des publications sur les solutions de rafraichissement passif entre 1990 et 2014 (Prieto et al., 2017).

1.2 Calcul des taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle

1.2.1 Différents niveaux de finesse de modélisation

Il existe principalement trois niveaux de finesse pour l'estimation de l'ACR en ventilation naturelle (Brandan et al., 2018). Par complexité croissante : les modèles analytiques mono-zone, les réseaux aérauliques, les modèles zonaux et la mécanique des fluides numérique.

1.2.1.1 Les modèles analytiques mono-zone

Les modèles analytiques (ou empiriques) consistent à calculer le débit Q_v à travers un ouvrant ou une zone en utilisant une relation analytique simple dérivée de l'équation de Bernoulli. L'équation de débit à travers une grande ouverture de section A [m²] s'écrit :

$$Q_v = C_d A \sqrt{\frac{2\Delta P}{\rho}} \qquad (1.7)$$

ΔP [Pa] est l'écart de pression de part et d'autre de l'ouvrant [Pa]. ρ [kg/m^3] est la densité de l'air. Le coefficient de décharge C_d [/] est ajouté pour tenir compte des pertes de charges à travers l'ouvrant et dépend principalement de la forme de l'ouvrant. A partir de l'équation *(1.7)*, et en incorporant les expressions des variations de pressions liées au vent et au tirage thermique (équations *(1.1)* et *(1.4)*), le modèle British Standard Institution (BSI, 1991) établit les formulations suivantes :

$$Q_w = C_d A_w V \sqrt{\Delta C_p} \qquad (1.8)$$

$$Q_s = C_d A_s \sqrt{\frac{2\Delta T g H}{T}} \qquad (1.9)$$

Q_w et Q_s [m^3/s] sont les débits volumique dans les cas où la ventilation est dominée par les effets de vent et de tirage thermique respectivement. A_w et A_s [m^2] sont des surfaces équivalentes dépendantes de la taille et de la hauteur relative des ouvrants.

Les débits d'infiltrations Q_m [kg/s] à travers des petits orifices peuvent être modélisés par la relation générale en loi puissance :

$$Q_m = C \times \Delta P^n \qquad (1.10)$$

n [/] est l'exposant de la loi puissance, représentant le régime d'écoulement du fluide. Il varie entre 0,5 (turbulent) et 1 (laminaire). C est le coefficient de débit surfacique [kg/s/m^2] ou linéique [kg/s/m] et représente le débit de fuite [kg/s] pour un différentiel de pression à 1 Pa. Il dépend de la qualité de l'étanchéité de l'interface et est proportionnel à sa surface. Les paramètres C et n sont déterminés empiriquement.

1.2.1.2 Les réseaux aérauliques

Les réseaux aérauliques (en anglais : Airflow Network, AFN) sont une extension des modèles analytiques mono-zone au cas multizone. Chaque zone (typiquement une pièce, l'extérieur) est représentée par un nœud de température et pression donnée. Il y a donc hypothèse d'homogénéité en température et pression dans chaque zone. Les interfaces entre les nœuds sont modélisées avec des relations analytiques telles que vues précédemment. La contrainte de respect des bilans débit-pression et d'énergie sur l'ensemble du réseau permet de calculer la valeur et le sens des débits entre chaque nœud. La Figure 1.12 (a) illustre un AFN. Le réseau aéraulique peut être couplé à un modèle thermique calculant les températures via le bilan d'énergie. Un calcul dynamique peut alors être réalisé, dans lequel les débits et les températures sont calculés simultanément, à chaque pas de temps de la simulation (Malkawi and Augenbroe, 2013).

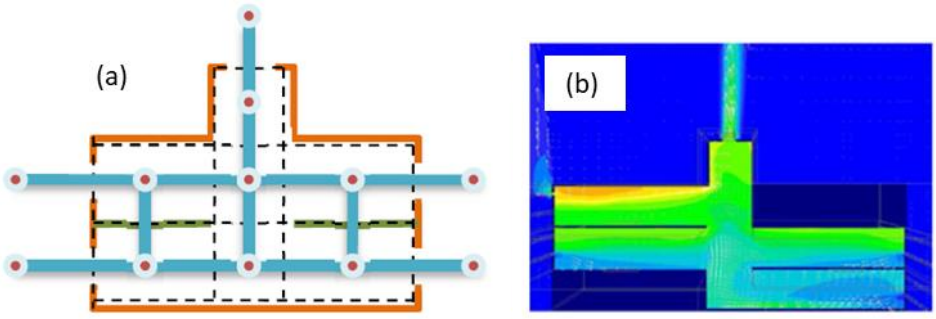


Figure 1.12 : Illustration d'un réseau aéraulique (a) et d'un modèle CFD (b) (Brandan et al., 2018).

1.2.1.3 Les modèles de mécanique des fluides numérique

Les modèles de mécanique des fluides numérique (en anglais : Computational Fluid Dynamic, CFD) résolvent les équations de Navier-Stokes (conservation de la masse, de la quantité de mouvement et de l'énergie) en chaque nœud d'un maillage fin du volume (Caciolo et al., 2009). La Figure 1.12 (b) illustre le résultat d'un calcul CFD. L'avantage de la CFD est de permettre le calcul de toutes les caractéristiques du fluide (vitesse, température, pression, niveau de turbulence) dans tout l'espace et d'en déduire une représentation précise de la topologie de l'écoulement dans le bâtiment (Sakiyama et al., 2021a), (Hu et al., 2022). L'utilisation de la CFD gagne en popularité, au fur et à mesure que la puissance de calcul augmente (Chen, 2009). A noter qu'un niveau de modélisation intermédiaire entre le réseau aéraulique et la CFD a été testé avec les modèles dits « zonaux » (Wurtz et al., 1999). Néanmoins, leur implémentation plus complexe que les AFN et les difficultés liées aux nombres d'inconnues excédant le nombre d'équations rendent ces modèles peu utilisés (Chen, 2009). A noter également que des études

récentes proposent des couplages entre modèles CFD et STD (Sakiyama et al., 2020), dans l'optique de combiner les avantages mitiger les limites des deux approches.

1.2.2 Choix de l'outil STD EnergyPlus pour simuler la ventilation naturelle dans un bâtiment résidentiel

Le concepteur devra choisir le degré de modélisation le plus adapté en fonction de (Kolokotroni and Heiselberg, 2015) :

- Si le modèle est capable de modéliser les effets en jeu.
- Si la méthode est adaptée aux données à disposition et au résultat attendu.
- La disponibilité de l'outil de calcul.

1.2.2.1 Choix de l'approche STD avec réseau aéraulique

Dans ces travaux de thèse, nous aurons besoin de calculer les débits à travers différentes configurations d'ouverture de fenêtres, les défauts d'étanchéités, et les différentes pièces d'un bâtiment résidentiel. Si les modèles analytiques sont intéressants pour estimer un premier ordre de grandeur (Schulze and Eicker, 2013), (Faggianelli et al., 2014), ils sont vite limités pour modéliser des phénomènes complexes lorsqu'il y a interaction entre effets de vent et de températures. Ils produisent, par exemple, des résultats insatisfaisants en ventilation mono-façade (S. Fan et al., 2021). Ils ne décrivent pas non plus les écoulements entre plusieurs zones, ne tenant pas compte du partitionnement intérieur du bâtiment (Schulze and Eicker, 2013). D'autre part, l'approche CFD est limitée par son coût en temps de calcul. Son utilisation se réduit souvent à des géométries simples, et une résolution en régime d'écoulement stationnaire. De plus, le développement d'un modèle CFD nécessite une expertise sur la génération du maillage, le choix des modèles de résolution (thermiques, turbulence), et une connaissance fine des conditions limites aux frontières du volume (pressions, températures, vitesses d'air), ce qui est source d'erreurs. Dans le cas de l'estimation de l'ACR à travers les ouvrants d'un bâtiment résidentiel en ventilation naturelle, les modèles STD avec AFN constituent le meilleur compromis entre complexité de modèle et précision du résultat. La littérature comporte de nombreux calculs de ventilation naturelle à travers les ouvrants à l'aide d'AFN (Breesch and Janssens, 2005), (Hyun et al., 2008), (Monari and Strachan, 2017), (Bouvier et al., 2019). Nous utiliserons donc l'approche STD pour nos travaux.

1.2.2.2 Choix d'EnergyPlus

EnergyPlus est un moteur de STD gratuit et libre mis en service par l'US Department of Energy en 2001 (Crawley et al., 2001). La documentation en ligne ("EnergyPlus Version 22.1 Documents," 2022) détaille toutes les méthodes de calcul ainsi que leurs données d'entrées et sorties. EnergyPlus implémente la méthode nodale et se base sur le bilan de flux de chaleur (conduction, convection, radiation) pour calculer des températures dynamiques. Si le calcul aéraulique (AFN) est activé, le solveur calcule les débits d'air inter zones à travers les fenêtres, portes, et défauts d'étanchéités, par effet du vent et de tirage thermique.

Les résultats de calculs du modèle aéraulique d'EnergyPlus ont été initialement validés sur des mesures en chambre test comportant des ouvertures de fenêtres par (Gu, 2007). Depuis, le modèle est largement utilisé dans la littérature (Dutton et al., 2008), (Zhai et al., 2011), (Schulze and Eicker, 2013), (Belleri et al., 2014), (David et al., 2020), (Sakiyama et al., 2021b) et (Xie et al., 2023a).

1.2.2.3 Limites de l'approche STD

L'estimation des débits en ventilation naturelle par l'approche STD est limitée par le degré de simplification du modèle : le réseau nodal ne permet pas la représentation de recirculation d'air au sein d'une même zone, ou ne modélise pas la turbulence de l'écoulement (Esber, 2022). La précision du calcul est également limitée par la bonne description du bâtiment (géométrie) et de son environnement (terrain, météo). Enfin, des incertitudes dans les paramètres d'entrées tels que les coefficients de pression (C_p) et de décharge (C_d) ont un impact non négligeable sur le résultat (Zhai et al., 2011). Les modèles STD peuvent donc donner des résultats fiables dans la phase de conception d'un bâtiment neuf. Cependant, dans le cas d'un bâtiment existant, la mise en donnée sera plus approximative et les résultats moins fiables. Nous devrons donc porter une attention particulière à la modélisation des conditions limites en vent, et au choix des paramètres de modèle aéraulique C_p et C_d.

1.2.3 Estimation des coefficients de décharge et pression pour le calcul STD

1.2.3.1 Estimations des coefficients de décharge à travers les ouvrants

Le coefficient de décharge C_d modélise la perte de charge liée à la contraction du flux au passage d'un orifice. Il dépend principalement de la géométrie de l'orifice, et éventuellement du niveau de turbulence du flux d'air. La valeur par défaut généralement utilisée pour une ouverture « complète » de fenêtre simple (à la française) est de 0,6. Néanmoins, pour des cas plus complexes (tels que oscillo-battant), le coefficient doit être recalculé. On pourra utiliser des tables de pertes de charges (Idelcik Memento Des Pertes de Charges.pdf, 1979), des lois déterminées empiriquement (Allard, 1998), ou des calculs CFD (Shirzadi et al., 2018).

1.2.3.2 Estimations des coefficients de pression en façade

L'effet du vent sur la distribution des C_p autour du bâtiment dépend de nombreux paramètres : son angle d'incidence sur les façades et le toit, son taux de turbulence, la géométrie et la rugosité des parois. Cette distribution peut être calculée directement avec un calcul CFD. En revanche, dans un calcul STD, elle est généralement inconnue. L'un des principaux défis de la simulation de la ventilation naturelle est de combler l'écart entre le vent du site et la distribution de pression qui en résulte sur la façade du bâtiment (Xie et al., 2023a). Le concepteur renseigne généralement des corrélations établies expérimentalement en soufflerie (Ernest et al., 1991).

Les corrélations historiques présentes dans la littérature sont celles de Swami et Chandra (Swami and Chandra, 1988), Sharag-Eldin (Sharag-Eldin, 1998) et Liddament (Liddament, 1996). L'université de Tokyo a également publié différentes corrélations via leur site web

("TPU Aerodynamic Database," 2007) donnant lieu à l'équation paramétrique publiée par (Muehleisen and Patrizi, 2013). La Figure 1.13 compare les C_p des quatre différentes corrélations. Globalement, le C_p est maximal lorsque le vent est normal à la paroi (angle d'incidence de 0 degrés). Il est minimal pour un vent longitudinal ou de trois quarts.

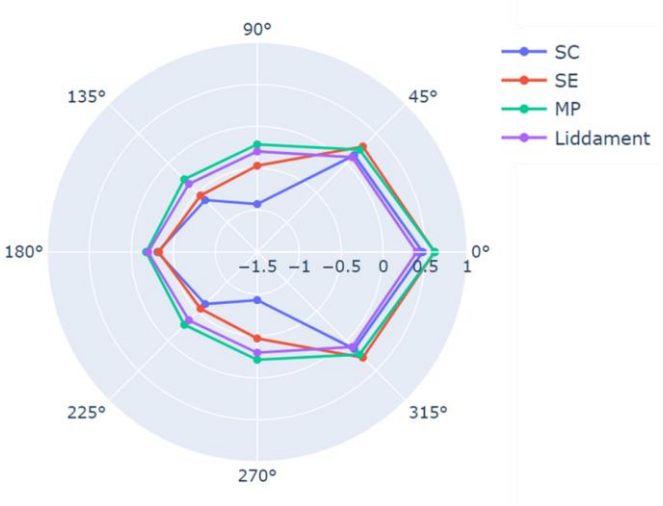


Figure 1.13 : Coefficients de pression des corrélations de Swami et Chandra (SC), Sharag-Eldin (SE), Muehleisen et Patrizi (MP), et Liddament.

Une des limites de ces corrélations est qu'elles ne modélisent ni la présence d'obstacle, ni la densité des bâtiments alentours. Des études plus récentes visent à partager de nouvelles bases de données intégrant diverses géométries et environnements pour les bâtiments. Parmi eux, le « TNO Cp Generator », pour lequel un méta modèle a été dérivé dans (Nguyen Van and De Troyer, 2018). A noter que (Bre and Gimenez, 2022a) ont partagé l'outil « CpGenerator », permettant la génération de C_p sur mesure à partir de calcul CFD réalisés sur le cloud depuis la plateforme (Bre and Gimenez, 2022b). L'établissement de ces coefficients de pression est un champ d'étude toujours actif.

1.3 Mesure des taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle

Le développement d'une méthode de diagnostic in situ de l'ACR permettra de dépasser les biais de simplification de modèle ou de paramétrage de l'approche STD, en se basant sur la donnée mesurée dans le bâtiment. En effet, la mesure représente la réalité du bâtiment diagnostiqué (Prieto et al., 2017). Nous catégorisons les méthodes de mesure en deux approches. L'approche directe mesure directement les grandeurs d'intérêt (vitesse d'air, débit d'air). Au contraire, l'approche indirecte estime le débit d'air à partir d'autres grandeurs plus facilement mesurables (par exemple la concentration de CO_2).

1.3.1 Mesure directe du débit

1.3.1.1 Différents instruments de mesure directe

Particle Image Velocimetry (PIV)

La méthode PIV (Particle Image Velocimetry) permet de mesurer un champ de vitesse grâce à l'observation de particules (Cao et al., 2014). Si cette méthode a l'avantage de pouvoir observer la topologie détaillée de l'écoulement dans une zone donnée, sa complexité de mise en œuvre (système optique, utilisation de laser, chaine d'acquisition et de traitement complexe) et son coût constituent de sérieuses limites. Son utilisation est souvent limitée à une maquette échelle réduite ou en mesure locale à un ouvrant.

Débitmètres

Un débit peut être estimé à partir de la mesure des différentiels de pression de part et d'autre de l'ouvrant. (Lo and Novoselac, 2012) calculent un débit dynamique par mesure de pression de part et d'autre de l'ouvrant sur 16 positions.

Anémomètres thermiques

En ventilation naturelle, il faudra veiller à ce que le capteur soit le moins intrusif possible et que sa plage de mesure permette de mesurer des basses vitesses de l'ordre de 0,05 m/s, avec une résolution et une incertitude de mesure adaptées. Les anémomètres thermiques semblent particulièrement bien adaptés à ces contraintes. Ils se déclinent en différents types : fil chaud pour une mesure uni-, bi-, ou tri- directionnelle ou boules chaudes pour une mesure omni directionnelle. Leur caractère peu intrusif rend possible une mesure de vitesse dans un modèle réduit pour des essais en soufflerie (Ernest et al., 1991), à travers des fenêtres (Faggianelli et al., 2014) ou des portes (Bulińska and Buliński, 2023). Il est possible de réaliser un maillage de capteurs (Faggianelli, 2014), (Park and Park, 2021) sur la section de passage, ou de déplacer le capteur le long de l'ouvrant (De Vogeleer et al., 2016). Le coût et la possible perturbation d'écoulement associée peuvent néanmoins constituer une limite pratique aux maillages de capteurs.

Anémomètres à ultrasons

Les anémomètres à ultrasons fournissent à la fois la vitesse et la direction du vent et ont une plage de mesure étendue. Ils sont moins précis pour des faibles vitesses de vent. Ils sont donc particulièrement utilisés pour des mesures extérieures sur un mât météo (Gough et al., 2018) ou en proche façade d'un bâtiment (Lo and Novoselac, 2012). Néanmoins ils sont plus couteux et plus intrusifs que les anémomètres thermiques.

Pendule oscillant

A noter que (Lv et al., 2024) ont récemment publié la description d'une méthode innovante de mesure de la vitesse d'air instantanée à travers un ouvrant à l'aide d'un pendule oscillant. Les résultats obtenus en laboratoires sont très encourageants.

1.3.1.2 Limites des mesures directes pour l'estimation du taux de renouvellement d'air

Les mesures directes résumées ci-dessus peuvent apporter des informations utiles sur les vitesses d'air au niveau d'une position spécifique ou d'un ouvrant spécifique. Pour remonter au débit, il faut intégrer le champ de vitesse sur la section de passage du flux. Ces méthodes sont alors limitées aux cas simples (topologie d'écoulement simple, flux unidirectionnel à travers l'ouvrant), et principalement adaptées aux études en soufflerie, ou en laboratoire (Ernest et al., 1991). Faire un diagnostic in situ de l'ACR total à travers une zone, pour différentes configurations d'ouvrants, n'est donc pas envisageable à partir de mesures directes de vitesse d'air.

1.3.2 Mesure indirecte du débit : la méthode des gaz traceurs

La méthode des gaz traceurs est une méthode de mesure indirecte de l'ACR largement utilisée et documentée dans la littérature. Depuis un des articles fondateurs sur la description de la méthode (Sherman, 1990), plusieurs revues sont disponibles. (Emmerich and Persily, 2001) ont présenté l'état des connaissances dans l'application de la méthode. (Persily, 2016) ont synthétisé le corpus expérimental existant. Récemment, (Remion et al., 2019) ont comparé les différentes approches, incluant les plus innovantes, telles que l'approche transitoire (Batterman, 2017) ou la modélisation par modèle d'état (Brabec and Jílek, 2007). Enfin, des directives à l'application de la méthode sont décrites dans plusieurs normes, dont la norme NF EN ISO 12569 (AFNOR, 2017). Cette section vise à présenter le principe de la méthode, en se focalisant sur le potentiel et limites liés à l'estimation des ACRs en ventilation naturelle à travers les ouvrants.

La méthode consiste à injecter et mesurer la concentration d'un gaz traceur dans la zone pour laquelle l'ACR souhaite être estimé. Elle est fondée sur la conservation de la masse d'air équation *(1.11)* (avec hypothèse d'incompressibilité du fluide), et la conservation de masse d'un gaz traceur équation *(1.12)*, au travers d'une zone :

$$Q_v = \sum_{i=0}^{N} v_i \qquad (1.11)$$

$$V\frac{dc}{dt} = -Q_v\, c + \sum_{i=0}^{N} v_i c_i + VP \qquad (1.12)$$

Q_v [m^3/h] est le débit volumique sortant de la zone, v_i [m^3/h] sont les débits volumiques entrants depuis les N zones adjacentes. V [m^3] est le volume d'air de la zone, c [ppm] est la concentration de gaz dans la zone, c_i [ppm] sont les concentrations de gaz dans les N zones adjacentes. P [ppm/h] est la production en gaz traceur (terme source).

Si l'on fait l'hypothèse que la zone échange uniquement avec l'air extérieur ($Q_v = v_{ext}$), de concentration c_{ext}, on peut simplifier les équations pour écrire la version mono-zone des gaz traceurs :

$$\frac{dc}{dt} = -\lambda\,(c - c_{ext}) + P \text{ avec } \lambda = \frac{Q_v}{V} \qquad (1.13)$$

λ [h^{-1}] est le taux de renouvellement d'air (ACR).

Il est important de noter que l'utilisation de cette équation repose sur de fortes hypothèses telles que :

- L'homogénéité des propriétés du fluide : la densité et la concentration en gaz traceur du fluide sont homogènes dans toute la zone.
- Les infiltrations d'air proviennent de l'extérieur de concentration en gaz traceur c_{ext}.
- La production interne P ou l'infiltration de gaz traceur ($\lambda\, c_{ext}$) sont instantanément distribuées dans tout le volume de la zone.

L'équation différentielle du premier ordre *(1.13)* peut être réécrite dans sa forme standard, faisant apparaitre la constante de temps $\tau = \frac{1}{\lambda}$ [h] :

$$\frac{1}{\lambda}\frac{dc}{dt} + c = c_{ext} + \frac{P}{\lambda} \qquad (1.14)$$

Si l'on souhaite estimer λ, il faut donc résoudre l'équation différentielle en c. Dans le cas où λ est constant dans le temps, l'équation est linéaire, et on peut déduire une expression analytique décrivant l'évolution de la concentration c, de t_0 à t :

$$c(t) = c(t_0)e^{-\lambda(t-t_0)} + \left(\frac{P}{\lambda} + c_{ext}\right)\left(1 - e^{-\lambda(t-t_0)}\right) \qquad (1.15)$$

En revanche, il n'est pas possible d'isoler λ. Il peut être estimé, par exemple, en minimisant l'écart entre la valeur de c calculée et sa mesure. La méthode est donc dite inverse : l'ACR λ est estimé indirectement via la mesure de c, c_{ext} et P.

En pratique, les écarts aux hypothèses mono-zones, l'utilisation de mesures discrètes, bruitées et incertaines pour c, c_{ext} et P rendent la résolution de l'équation *(1.13)* biaisée. De plus, en ventilation naturelle, l'hypothèse d'un ACR constant ne se vérifie en général pas. Différentes stratégies simplificatrices de résolutions ont donc été développées dans la littérature, notamment la méthode par régression, la méthode intégrale, et la méthode par la moyenne. Leur description et hypothèses d'application sont décrites dans (Sherman, 1990), (AFNOR, 2017).

1.3.3 Utilisation du CO_2 métabolique comme gaz traceur

Dans l'idéal, le gaz traceur doit répondre aux exigences suivantes (Sherman, 1990). Il ne doit pas être toxique, inflammable, et ne doit pas réagir chimiquement avec l'environnement de la zone ni changer d'état. Il doit être facilement mesurable et ne pas perturber l'écoulement d'air. Divers gaz ont été précédemment utilisés, majoritairement l'hexafluorure de soufre (SF6), les hydrocarbures perfluorés (PFC-14 ou PFC-16) et le dioxyde de carbone (CO_2). Les deux premiers ont l'avantage de satisfaire tous les critères. Néanmoins, ils sont aujourd'hui proscrits au vu de leur très fort potentiel de réchauffement climatique (AFNOR, 2017). Le CO_2 est donc devenu le candidat le plus populaire. Il peut être injecté dans des bâtiments à l'aide de bouteilles sous pression. Il a également l'avantage d'être produit par l'humain lors de la respiration (production de CO_2 métabolique), ouvrant la possibilité d'une mesure in situ, pendant que le bâtiment est occupé (Figure 1.14). L'utilisation du CO_2 métabolique comme gaz traceur est donc particulièrement pertinente pour notre méthode de diagnostic in situ des ACRs.

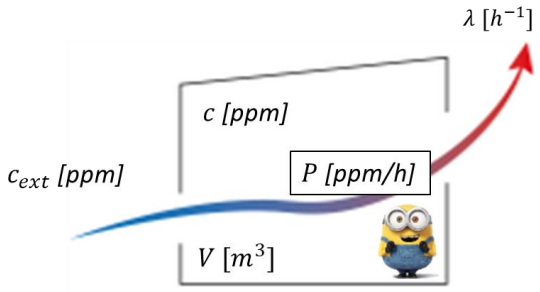


Figure 1.14 : Illustration du bilan du gaz traceur équation (1.13), dans le cas in situ. Le terme P correspond au CO_2 métabolique produit par à l'occupant.

1.3.4 Différents protocoles de mise en œuvre et méthodes de résolution

En fonction des spécificités du cas mesuré, plusieurs protocoles de mise en œuvre sont classiquement réalisés (AFNOR, 2017), (Batterman, 2017), (Remion et al., 2019), comme illustré en Figure 1.15 :

- **Le protocole par décroissance** consiste à injecter préalablement un gaz jusqu'à un certain seuil maximal. Des ventilateurs sont utilisés pour homogénéiser le gaz. Puis la mesure est effectuée en phase de décroissance pendant laquelle le terme de production P est nul.
- Le protocole par **injection constante** consiste à injecter du gaz jusqu'à atteindre l'équilibre de concentration, l'injection compensant l'exfiltration par renouvellement d'air.
- Le protocole par **concentration constante** consiste à asservir l'injection de manière à maintenir une concentration constante dans la zone.

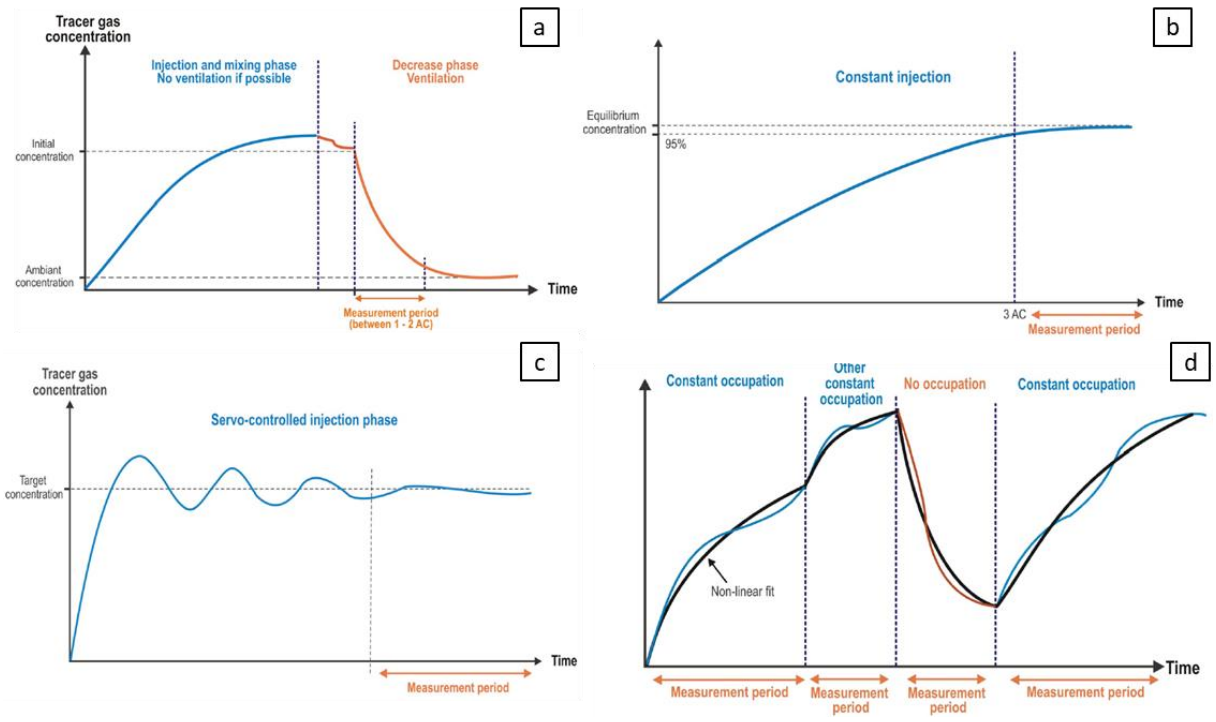


Figure 1.15 : Illustration de principe des différents protocoles de mise en œuvre des gaz traceurs. (a) Décroissance. (b) Injection constante. (c) Concentration constante. (d) Méthode transitoire TMBE. Adaptée de (Remion et al., 2019).

Les protocoles par injection constante et concentration constante sont classifiés comme méthodes en « régime permanent ». En effet, la variation de la concentration $\frac{dc}{dt}$ devenant négligeable pendant la mesure, l'équation bilan *(1.13)* se simplifie et la résolution devient directe. Cependant, ces protocoles ne sont pas adaptés aux grands débits ou grands volumes car il sera alors difficile d'atteindre l'asymptote. De plus, le coût et la complexité de mise en œuvre du protocole par concentration constante fait qu'il n'est en pratique que rarement utilisé. Au contraire, le protocole par décroissance est le plus utilisé, pour sa simplicité de mise en œuvre,

et pour sa simplification de résolution liée au terme de production P qui est nul pendant la décroissance. Néanmoins, il n'est pas adapté dans le cas d'une mesure in situ de la ventilation naturelle, dans laquelle il y a production de CO_2 métabolique par l'occupant.

Dans le cas de la mesure in situ occupée, on peut distinguer deux phases :

- La phase d'occupation, pendant laquelle l'occupant produit du CO_2. Cette phase, en faisant l'hypothèse d'une production constante, est assimilable au protocole d'injection constante.
- La phase d'absence, pendant laquelle le CO_2 accumulé est exfiltré. Cette phase est assimilable au protocole de décroissance.

La méthode **TMBE** (Transcient Mass Balance Equation method) consiste en la réalisation successive de ces deux phases, en découpant la série de données par périodes sur lesquelles le terme de production et d'ACR sont considérés constants (Remion et al., 2019). L'ACR est alors calculé séparément, sur chaque période.

1.3.4.1 Nécessité d'une mesure dynamique du taux de renouvellement d'air

L'ouverture de fenêtre peut se traduire par une décroissance brutale et instable du gaz traceur dans la zone (Wallace et al., 2002), (Howard-Reed et al., 2002). (Heracleous and Michael, 2019) ont mesuré des décroissances de CO_2 pour différentes configurations d'ouvrants dans une salle de classe : le CO_2 est exfiltré en 10 minutes. Par ailleurs, si l'on reprend l'équation théorique des gaz traceurs, pour un ACR de 5 h^{-1}, la constante de temps de la décroissance vaut $\tau = \frac{1}{\lambda} = 12$ min. En considérant que la mesure de décroissance est possible jusqu'à environ $t = 2\tau$ (Remion et al., 2019), la mesure de l'ACR ne sera possible que pendant 24 minutes. Pour un ACR de 10 h^{-1}, elle ne sera plus que possible pendant 12 minutes.

Dans notre étude, comme nous souhaitons mesurer l'ACR par ouverture de fenêtre dans un bâtiment occupé, la nécessité d'une mesure dynamique à un pas de temps fin se justifie donc pour deux raisons principales :

- La décroissance rapide du CO_2 mesuré lors de l'ouverture de fenêtre nécessite d'effectuer une estimation rapide dans un intervalle de temps limité (moins de 10 min).
- Le caractère fluctuant de l'ACR en ventilation naturelle empêche l'hypothèse d'une valeur constante de celui-ci. Si l'on souhaite étudier le lien entre ACR et conditions météo, une mesure au pas de temps fin (par exemple de l'ordre de la minute) sera requise.

Pour mesurer l'ACR dynamiquement, par exemple, à chaque pas de temps de mesure, les périodes pendant lesquelles les termes de l'équation bilan sont considérés constants doivent être réduites au pas de temps de la mesure : l'équation bilan *(1.13)* doit être résolue de manière instantanée, à chaque pas de temps, en fonction des valeurs mesurées de P, c_{ext}, c. Cette

méthode d'estimation dynamique de l'ACR est appelée résolution instantanée (ou dynamique) de l'équation des gaz traceurs.

1.3.4.2 Résolution déterministe instantanée

Pour résoudre l'équation des gaz traceurs *(1.13)* de manière instantanée, de nombreux auteurs approximent la dérivée $\frac{dc}{dt}$ par un schéma décentré du premier ordre (Calì et al., 2015), (Liu et al., 2018), (S. Fan et al., 2021), (Zhang et al., 2023) :

$$\left.\frac{dc}{dt}\right|_i \approx \frac{c_i - c_{i-1}}{\Delta t} \qquad (1.16)$$

L'ACR instantané vaut donc :

$$\lambda_i = \frac{-\frac{c_i - c_{i-1}}{\Delta t} + P_i}{(c_i - c_{ext,i})} \qquad (1.17)$$

Avec c_i la mesure de gaz traceur à l'instant i, et Δt le pas de temps entre l'instant $(i-1)$ et (i). Cependant, cette approche instantanée n'est pas robuste aux écarts par rapport aux hypothèses mono-zone, par exemple, si l'injection de gaz traceur n'est pas instantanément distribuée dans la zone, la mesure aura un retard par rapport à l'émission. Elle n'est pas non plus robuste au bruit dans les mesures. Une amélioration possible est de filtrer la mesure du gaz avec une moyenne glissante centrée (Calì et al., 2015).

1.3.4.3 Résolution statistique avec filtre de Kalman via modèles d'état

Une autre amélioration possible pour la résolution instantanée consiste à formuler l'équation des gaz traceur *(1.13)* sous la forme d'un modèle d'état (Madsen, 2007). Cette formulation permet de résoudre statistiquement l'équation, par l'intermédiaire du filtre de Kalman. En particulier, le filtre de Kalman permet de modéliser le bruit de mesure du gaz traceur et le biais de modèle associé au non-respect des hypothèses mono-zone. Depuis l'article fondateur de (Brabec and Jílek, 2007), le développement et les tests de cette approche sont des domaines de recherches en cours (Macarulla et al., 2018), (Duarte et al., 2018), (Wolf et al., 2019), (Remion et al., 2021), (Liu et al., 2022), (Schreck et al., 2023), (Tugores et al., 2024). Un état de l'art plus approfondi de ces travaux sera proposé dans le chapitre 4.

1.3.5 Littérature sur l'estimation du taux de renouvellement d'air par méthode des gaz traceurs en ventilation naturelle

Dans l'objectif de déterminer le protocole expérimental le plus adapté au développement d'une méthode de diagnostic in situ, un état de l'art focalisé sur la mise en œuvre in situ des gaz

traceurs a été réalisé. La littérature contient de nombreuses études portant sur l'une des deux caractéristiques suivantes :

- Mesure de l'ACR à travers des **ouvertures de fenêtre** en injectant un gaz traceur.
- Mesure de l'ACR à partir du **CO_2 métabolique** produit par l'occupant.

Nous illustrons dans cette section les littératures associées à chacune des deux caractéristiques.

1.3.5.1 Mesure du taux de renouvellement d'air à travers des ouvertures de fenêtre en injectant un gaz traceur

(Dupin et al., 2014) ont mesuré à l'aide de test de décroissance l'ACR total en ouvrant toutes les fenêtres d'un bâtiment résidentiel. Ils obtiennent des ACRs de l'ordre de 10 à 22 h^{-1}. (Liu et al., 2018) ont également mesuré l'ACR à travers un bâtiment résidentiel occupé. Les ACRs obtenus augmentent avec le nombre d'ouvrants et avec l'écart de température intérieur/extérieur. (Lo and Novoselac, 2012) ont réalisé sept mesures de ventilation traversante dans un bâtiment test en sélectionnant des conditions de vent favorables (incidence perpendiculaire à l'ouvrant et vitesse supérieure à 2 m/s). L'estimation instantanée de l'ACR au pas de temps 1 min a permis de mettre en évidence sa corrélation avec la vitesse de vent normale à l'ouvrant. (Faggianelli et al., 2014) ont effectué des mesures par décroissance en climat méditerranéen dans une chambre d'hôtel traversante. Ils obtiennent des ACRs de l'ordre de 10 h^{-1} pour des vitesses de vent de 2 m/s. (Hu et al., 2022) injectent du CO_2 dans un bâtiment expérimental de grand volume pour calculer l'ACR dynamique par injection constante. Ils mettent en évidence l'importance de la direction du vent sur le niveau d'ACR en ventilation traversante. Enfin, le travail de thèse de (Remion, 2020) a consisté à développer une méthode de mesure de l'ACR dans un bâtiment résidentiel en ventilation naturelle par conduit (méthode Kalm'air), pendant que le logement est occupé. Le protocole élaboré est basé sur la réalisation de tests de décroissance après injection de CO_2. Pour compenser le biais lié à la présence des occupants, une correction est apportée à la mesure de CO_2.

Bien que toutes ces études aient mis en œuvre des protocoles simplifiés de mesure par gaz traceurs (principalement par décroissance), elles font déjà apparaitre certaines contraintes et limites (hétérogénéité du CO_2, fluctuation de l'ACR). Celles-ci seront détaillées dans la section 1.3.6.

1.3.5.2 Mesure du taux de renouvellement d'air à partir du CO_2 métabolique produit par l'occupant

Diagnostic de l'ACR pour la QAI dans les bâtiments résidentiels

Dans le domaine de la QAI, des campagnes de mesures à grande échelle ont permis d'évaluer l'ACR dans 202 chambres à coucher en Chine (Cheng and Li, 2018), 399 chambres et salons en Chine (Hou et al., 2018), 500 chambres au Danemark (Bekö et al., 2016) ou encore 567 logements en France (Langer et al., 2016). Les études ont par exemple permis de :

- Vérifier le respect d'un ACR minimal dans différents cas : ventilation naturelle ou ventilation mécanique.
- Déterminer des relations entre l'ACR et les conditions extérieurs (vent, températures, saison), ou les caractéristiques du bâtiment (date de construction, présence de fenêtres).

A travers l'étude de deux bâtiments résidentiels comportant plusieurs pièces, (Bulińska and Buliński, 2023) ont mis en évidence l'hétérogénéité des concentrations de CO_2 mesurées d'une pièce à l'autre.

Diagnostic de l'ACR pour la QAI dans des bâtiments tertiaires

La méthode des gaz traceurs à partir du CO_2 métabolique a également été appliquée pour évaluer la QAI dans des salles de classes (Smith, 1988), (Batterman, 2017). Le principal intérêt est de pouvoir vérifier le maintien d'un débit de ventilation par occupant règlementaire. (Seol et al., 2023) ont mesuré l'ACR à travers des petites ouvertures de 145 mm de diamètre dans un bureau, à partir du CO_2 métabolique généré par les occupants. Les phases de décroissances pour lesquelles la concentration de CO_2 initiale est supérieure à 1000 ppm sont sélectionnées. Les auteurs mettent en évidence le lien entre l'ACR, les vitesses de vent et écarts de températures intérieures/extérieures. (Zhuang et al., 2023) ont mesuré l'ACR par infiltration dans un bureau contenant jusqu'à quatre occupants. Ils mettent en évidence les erreurs qui découlent de l'incertitude sur le taux métabolique par occupant, et du choix de la position de la mesure.

1.3.5.3 Mesure du taux de renouvellement d'air à travers des ouvertures de fenêtre à partir du CO_2 métabolique

Peu d'auteurs ont réalisé les deux caractéristiques en même temps, c'est-à-dire la mesure in situ de l'ACR à travers des ouvertures de fenêtres, en utilisant comme gaz traceur le CO_2 métabolique produit par l'occupant.

(Duarte et al., 2018) ont réalisé la mesure instantanée de l'ACR dans le cas d'une salle de classe ventilée par ouverture des fenêtres. Ils mettent en évidence la difficulté d'estimation de l'ACR dynamique lors des variations brutales au moment des ouvertures de fenêtres et à cause de l'incertitude dans la connaissance du nombre d'occupants. (Liu et al., 2022) prolongent les travaux de (Duarte et al., 2018) dans le cas d'une chambre étudiante avec un occupant et ventilé par l'ouverture d'une unique fenêtre en mono-façade. L'auteur soulève la perspective d'étendre la méthode dans des cas qui ne vérifient plus l'hypothèse mono-zone. (Zhang et al., 2023) ont également mesuré l'ACR instantané au pas de temps de la minute, dans un bureau avec un seul occupant opérant une fenêtre en mono-façade. Ils mettent en évidence la difficulté liée au positionnement du capteur de CO_2, en fonction de la topologie de circulation de l'air dans la pièce. (S. Fan et al., 2021) ont mesuré l'ACR dans un bureau pour différentes configurations d'ouvrants à partir de la production de CO_2 métabolique par cinq occupants. Ils comparent les mesures aux modèles analytiques de la littérature. Dans leur cas d'étude, les mesures par gaz traceurs sont cohérentes avec les modèles analytiques pour les configurations traversantes, mais pas pour les configurations mono-façades.

1.3.6 Potentiels et limites de l'estimation dynamique in situ du taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre à partir du CO_2 métabolique

L'état de l'art sur la mesure in situ de l'ACR par ouverture de fenêtre à partir du CO_2 métabolique passé en revue ci-dessus a mis en évidence un certain nombre de contraintes et limites dans la mise en œuvre. Ces difficultés sont d'autant plus importantes dans le cas du bâtiment résidentiel, pour lequel les activités des occupants sont très variables (Wolf et al., 2019). Dans cette section, nous listons ces difficultés et les leçons à tirer.

1.3.6.1 Présence et variations du CO_2 dans l'air

Comme le CO_2 est naturellement présent dans l'air extérieur, il est nécessaire de retrancher la concentration de CO_2 ambiante dans l'équation bilan *(1.13)*. De plus, la concentration de CO_2 extérieur peut varier d'un environnement à l'autre (George et al., 2007), et au sein d'une journée, suite à la photosynthèse de la végétation (Figure 1.16) (Park et al., 2021) : la végétation absorbe le CO_2 en journée, diminuant la concentration dans l'air. Cette variation de la concentration de CO_2 extérieur ne peut pas être négligée par rapport aux variation de la concentration de CO_2 intérieure lorsque celle-ci est de l'ordre de grandeur de 1000 ppm (Park et al., 2021). A noter que cette variation journalière du CO_2 extérieur peut être mise à profit : (Dias Carrilho et al., 2015) proposent une méthode originale pour l'estimation de l'ACR qui exploite la variation de la concentration de CO_2 extérieur uniquement.

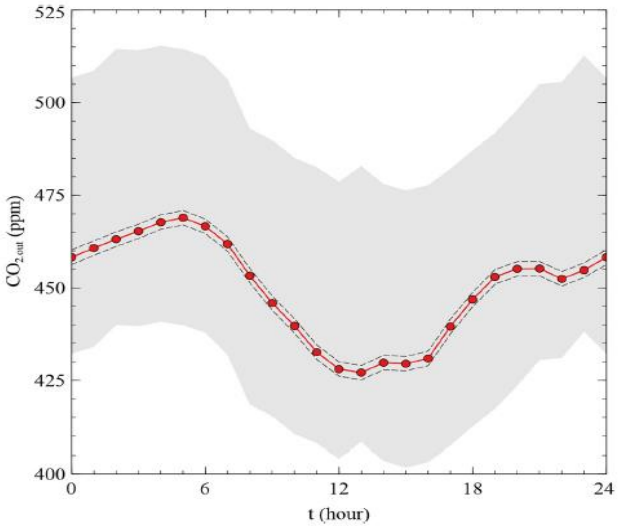


Figure 1.16 : Variation journalière de CO_2 mesurée en Mai et Juin 2020 (Corée du Sud). Adaptée de (Park et al., 2021).

1.3.6.2 Incertitudes sur la production de CO_2 métabolique

Lorsque le terme de production est non nul, une incertitude sur la terme de production P [ppm/h] dans l'équation bilan *(1.13)* va se propager dans l'estimation de l'ACR par méthode inverse (AFNOR, 2017). Par exemple, (Smith, 1988) a montré que, dans son cas d'étude, l'erreur en pourcentage sur l'ACR estimé sera du même ordre de grandeur que l'erreur sur le taux

métabolique. (Oke and Persily, 2023) ont montré qu'une incertitude de $\pm$ 20 % sur le taux de production métabolique résulte en un écart de 20 % à 30 % sur la concentration de CO_2 associée, selon le volume considéré. (Hou et al., 2023) ont identifié l'incertitude sur le nombre d'occupant et leur taux métabolique comme les facteurs principaux d'incertitude sur la concentration de CO_2 intérieure. En effet, le terme de production P [ppm/h] peut se décomposer comme suit :

$$P = \frac{NS}{V} \times 1000 \qquad (1.18)$$

Avec S [l/h] le taux d'émission de CO_2 métabolique de l'occupant, N [/] le nombre d'occupant dans la zone, V [m^3] le volume de la zone, et 1000 le facteur de conversion. Il faudra donc veiller à minimiser l'incertitude sur chacun des trois termes N, S et V.

			CO_2 generation rate (L/s)						
			Level of physical activity (met)						
Age (y)	Mean body mass (kg)	BMR (MJ/day)	1.0	1.2	1.4	1.6	2.0	3.0	4.0
Males									
<1	8.0	1.86	0.0009	0.0011	0.0013	0.0014	0.0018	0.0027	0.0036
1 to <3	12.8	3.05	0.0015	0.0018	0.0021	0.0024	0.0030	0.0044	0.0059
3 to <6	18.8	3.90	0.0019	0.0023	0.0026	0.0030	0.0038	0.0057	0.0075
6 to < 11	31.9	5.14	0.0025	0.0030	0.0035	0.0040	0.0050	0.0075	0.0100
11 to <16	57.6	7.02	0.0034	0.0041	0.0048	0.0054	0.0068	0.0102	0.0136
16 to <21	77.3	7.77	0.0037	0.0045	0.0053	0.0060	0.0075	0.0113	0.0150
21 to < 30	84.9	8.24	0.0039	0.0048	0.0056	0.0064	0.0080	0.0120	0.0160
30 to <40	87.0	7.83	0.0037	0.0046	0.0053	0.0061	0.0076	0.0114	0.0152
40 to <50	90.5	8.00	0.0038	0.0046	0.0054	0.0062	0.0077	0.0116	0.0155
50 to <60	89.5	7.95	0.0038	0.0046	0.0054	0.0062	0.0077	0.0116	0.0154
60 to <70	89.5	6.84	0.0033	0.0040	0.0046	0.0053	0.0066	0.0099	0.0133
70 to <80	83.9	6.57	0.0031	0.0038	0.0045	0.0051	0.0064	0.0095	0.0127
≥80	76.1	6.19	0.0030	0.0036	0.0042	0.0048	0.0060	0.0090	0.0120
Females									
<1	7.7	1.75	0.0008	0.0010	0.0012	0.0014	0.0017	0.0025	0.0034
1 to <3	12.3	2.88	0.0014	0.0017	0.0020	0.0022	0.0028	0.0042	0.0056
3 to <6	18.3	3.59	0.0017	0.0021	0.0024	0.0028	0.0035	0.0052	0.0070
6 to < 11	31.7	4.73	0.0023	0.0027	0.0032	0.0037	0.0046	0.0069	0.0092
11 to < 16	55.9	6.03	0.0029	0.0035	0.0041	0.0047	0.0058	0.0088	0.0117
16 to <21	65.9	6.12	0.0029	0.0036	0.0042	0.0047	0.0059	0.0089	0.0119
21 to < 30	71.9	6.49	0.0031	0.0038	0.0044	0.0050	0.0063	0.0094	0.0126
30 to < 40	74.8	6.08	0.0029	0.0035	0.0041	0.0047	0.0059	0.0088	0.0118
40 to <50	77.1	6.16	0.0029	0.0036	0.0042	0.0048	0.0060	0.0090	0.0119
50 to <60	77.5	6.17	0.0030	0.0036	0.0042	0.0048	0.0060	0.0090	0.0120
60 to <70	76.8	5.67	0.0027	0.0033	0.0038	0.0044	0.0055	0.0082	0.0110
70 to <80	70.8	5.45	0.0026	0.0032	0.0037	0.0042	0.0053	0.0079	0.0106
≥80	64.1	5.19	0.0025	0.0030	0.0035	0.0040	0.0050	0.0075	0.0101

Figure 1.17 : Correspondance entre sexe, âge, niveau d'activité physique et taux d'émission de CO_2 métabolique [l/s]. Adaptée de (Persily and de Jonge, 2017).

Taux métabolique par occupant S

Le taux de production de CO_2 métabolique dépend de nombreux facteurs : facteurs physiologiques (la taille, le poids, l'âge, le sexe), de l'activité (niveau d'activité physique, digestion) ou encore de l'environnement (température). La norme Française sur la conception et le dimensionnement des systèmes de ventilation résidentiels (AFNOR, 2006) spécifie que le taux en [l/s] pour « un homme adulte assis tranquillement est de 0,004 l/s, et monte entre 0,006 l/s et 0,013 l/s pour une activité légère ». (Persily and de Jonge, 2017) ont publié un tableau de référence (Figure 1.17), toute en précisant que ces valeurs sont des moyennes et peuvent varier d'une personne à l'autre. Certains auteurs utilisent la méthode des gaz traceurs dans des chambres climatiques pour mesurer expérimentalement le taux métabolique par personne : pour une activité sédentaire assis, (Sakamoto et al., 2022) ont mesuré des taux situés entre 14,1 l/h et 17,8 l/h. Au sommeil, (X. Fan et al., 2021) ont mesuré un taux de 11,0 ± 1,4 l/h. Ces résultats sont dépendants des sujets et conditions de mesures.

Nombre d'occupant N

A fortiori, le nombre d'occupant doit également être connu. Il doit être renseigné via un questionnaire ou il peut être mesuré via diverses méthodes, par exemple par capteur infra-rouge (Chen et al., 2018). Certains auteurs testent des méthodes d'évaluation simultanées du nombre d'occupants et de l'ACR (Lu et al., 2010), (Wolf et al., 2019), (Rouchier, 2020), engendrant de fortes incertitudes sur le résultat.

Volume de la zone V

Le volume effectif (ou volume de mélange) de la zone doit être calculé de manière la plus précise possible, en retranchant les volumes occupés par exemple par le mobilier (AFNOR, 2017). A noter qu'il existe la méthode de la dose intermittente qui permet d'estimer à la fois le volume effectif et l'ACR par application des gaz traceurs (AFNOR, 2017). Un paramètre de correction du volume peut être ajouté (González et al., 2022), mais cela complexifie l'identification par méthode inverse.

1.3.6.3 Difficultés de résolution pour des faibles concentrations de CO_2

Si la production de CO_2 métabolique ne compense pas le CO_2 exfiltré par l'ACR, la mesure de CO_2 décroit jusqu'à se stabiliser à la concentration extérieure (Howard-Reed et al., 2002). Lorsque l'écart de concentration ($c - c_{ext}$) dans l'équation bilan *(1.13)* est trop faible, l'ACR n'est mathématiquement plus identifiable par méthode inverse. Cette limite mathématique est discutée dans (Park et al., 2021) et l'auteur recommande la mesure d'une concentration initiale minimale de $c = 1000$ ppm afin de garantir le potentiel d'estimation. Cette recommandation est très limitante pour l'application de la méthode dans un bâtiment occupé. En fonction du type de bâtiment, du taux de ventilation règlementaire, et du temps de montée après arrivée des occupants, la concentration intérieure en CO_2 n'excède que rarement 1000 ppm (Persily, 2022). Si le bâtiment a un système de ventilation performant, la concentration intérieure en CO_2 sera

maintenue à des valeurs majoritairement inférieures à 1000 ppm, et l'identification par gaz traceurs sera difficile.

1.3.6.4 Biais de mesure lié à l'hétérogénéité du mélange de CO_2 dans la zone

Dans le cas de la mesure in situ, en l'absence de brasseurs d'air, l'hypothèse d'homogénéité du CO_2 dans toute la zone ne peut pas se vérifier. De nombreux auteurs rapportent que la distribution du CO_2 dans la pièce ventilée naturellement est fortement liée à la circulation de l'air intérieur, au nombre et à la position des occupants (Van Buggenhout et al., 2009), (Mahyuddin and Awbi, 2010), (Lo and Novoselac, 2012), (Zhuang et al., 2023), (Reda et al., 2023). L'hétérogénéité du CO_2 peut être source d'erreurs importantes sur l'ACR calculé. (Zhuang et al., 2023) ont calculé des erreurs en ACR qui peuvent atteindre 15 % par rapport à la valeur de référence. Dans le cas d'étude de (Bulińska and Buliński, 2023), un biais de $\pm$ 10 % sur la valeur de CO_2 mesurée s'est traduite en un écart de 26 % sur l'ACR estimé. Dans leur étude en chambre expérimentale, (Van Buggenhout et al., 2009) ont mesuré des écarts allant jusqu'à 83 %.

Indices d'homogénéité

Certaines études proposent de corriger l'équation des gaz traceurs pour tenir compte de l'hétérogénéité du CO_2. Le facteur de mélange (K) (Drivas et al., 1972) et le facteur d'efficacité de mélanges (E_z) en sont les plus populaires. Récemment, (Reda et al., 2023) ont proposé l'index d'uniformité (U_i). Néanmoins, en pratique, la détermination de ces facteurs doit se faire expérimentalement, celle-ci n'étant valable que pour une configuration de circulation d'air et de position de l'occupant spécifique.

Choix de la position de la mesure

Une étude plus fine de l'hétérogénéité a pu être étudiée grâce à des calculs CFD (Bulińska et al., 2014), (Van Buggenhout et al., 2009). Les auteurs concluent que le capteur devra de préférence être positionné au centre de la zone, loin des occupants, de la fenêtre et des radiateurs (Bulińska et al., 2014). Si le sens du flux d'air peut être déterminé à l'avance (par exemple dans le cas d'une ventilation mécanique), le capteur pourra être placé proche de la sortie (Van Buggenhout et al., 2009).

En pratique, la position de l'occupant est difficilement mesurable, et la circulation d'air est inconnue. De plus, ces deux données sont variables dans le temps. Il semble alors impossible d'obtenir une méthode systématique de placement des capteurs. Par conséquent, mesurer la concentration en CO_2 à plusieurs positions et utiliser la valeur moyenne semble être la méthode la moins biaisée et la plus robuste (Liu et al., 2018), (Zhang et al., 2023).

1.3.6.5 Difficulté liée à la mesure du taux de renouvellement d'air dans une seule pièce

Dans le cas de la mesure dans une pièce, la norme (AFNOR, 2017) recommande de calfeutrer tous les défauts d'étanchéités. Cependant, dans le cas d'une mesure en bâtiment occupé, dans lequel la pièce est connectée avec des pièces adjacentes (par exemple par une porte ouverte), l'hypothèse mono-zone n'est plus vérifiée, (Bekö et al., 2016), (Hou et al., 2018). L'ACR estimé ne représente pas le renouvellement en air neuf extérieur, mais le renouvellement en air des pièces voisines. Si les pièces voisines ont une concentration différente de la concentration extérieure, le résultat sera biaisé. (Remion et al., 2021) proposent une méthode de correction applicable au cas « deux zones ». Une autre solution serait d'utiliser une formulation multizone (Liu et al., 2018) de l'équation bilan *(1.13)*. Néanmoins, l'approche multizone augmente le nombre de débits inconnus à estimer par méthode inverse, rendant l'interprétation des résultats complexe. Elle se limite donc à des études expérimentales de laboratoire (Persily, 2016).

Dans le cas de la mesure dans une pièce, chaque cas est unique (géométrie et volume de la pièce, étage, pièces voisines). L'interprétation et la comparaison des résultats d'ACR diagnostiqué dans une pièce devront être réalisées avec prudence (Persily, 2016).

1.4 Positionnement des travaux par rapport à l'état de l'art

1.4.1 Motivation des travaux

L'objectif de ce travail de thèse est de développer une méthode de diagnostic in situ des ACRs par ouverture de fenêtre, notamment dans le cas du bâtiment résidentiel.

En effet, nous avons vu que l'estimation de l'ACR en ventilation naturelle est un paramètre clé pour évaluer le potentiel de réduction du besoin de rafraichissement (Kolokotroni and Heiselberg, 2015). Une estimation fiable de cet ACR pourrait promouvoir l'utilisation du rafraichissement passif pour différentes applications.

L'un des obstacles principaux au développement des solutions de rafraichissement par ventilation naturelle est la difficulté qu'a le concepteur à en garantir la performance en pratique. Le concepteur ne considèrera pas cette option si le développement du système est plus coûteux et s'il n'arrive pas à prouver sa capacité à maintenir le confort d'été pour l'occupant (Allard, 1998). Or, la simulation thermique dynamique (STD) avec réseau aéraulique (AFN) permet une prédiction incertaine de l'ACR, à cause du biais de simplification du modèle et des hypothèses sur les paramètres du modèle (C_p, C_d). En particulier dans le cas d'un bâtiment existant, pour lequel les caractéristiques sont plus incertaines que pour un bâtiment neuf. Afin d'améliorer la performance des modèles de ventilation naturelle, et de pouvoir établir des recommandations dans les pratiques de conception, il y a un besoin de données sur les ACRs réellement mesurés dans des bâtiments existants (Sakiyama et al., 2020), (Jiang et al., 2023). En effet, les méthodes basées sur la mesure in situ représentent les vraies propriétés physiques du bâtiment (Prieto et al., 2017), dans son utilisation réelle par les occupants (Seol et al., 2023).

A noter que dans le calcul de l'indicateur bioclimatique (Bbio) et de confort thermique (DH) dans la règlementation énergétique RE2020, il est possible d'activer la ventilation naturelle en mode manuel ou automatique ("RE2020 : Arrêté du 4 Aout 2021.pdf," 2021). Dans le mode manuel, les fenêtres sont opérables uniquement lorsque l'occupant est présent, et selon sa température de confort. Dans le mode automatique, les fenêtres sont opérables même lorsque l'occupant est absent, en fonction de l'écart entre température intérieure et extérieure. Un calcul avec réseau aéraulique est effectué, avec les approximations suivantes. Le pas de temps de calcul est horaire. Les coefficients de pression sont calculés de manière très simplifiée, selon si la configuration est traversante ou non, et si l'ouvrant est au vent ou sous le vent. Les effets de vent et de tirage thermique sont simplifiés. Il est difficile pour le concepteur de faire valoriser l'utilisation de systèmes performants pour la ventilation naturelle, tenant compte des spécificités du bâtiment, de son environnement, et de sa météo spécifique à travers les indicateurs Bbio et DH du calcul règlementaire. Cependant, le dispositif dérogatoire « Titre V » donne la possibilité de faire valider des solutions techniques spécifiques, ayant été validées par un calcul annexe au moteur RE2020.

Une méthode de diagnostic dynamique de l'ACR serait également particulièrement adaptée au développement d'algorithmes de pilotage de la ventilation naturelle pour le bâtiment « intelligent » (Saber et al., 2021), (Kim et al., 2022). Par exemple, (Zhang et al., 2023) et (Chen

et al., 2023) ont développé des algorithmes de contrôle prédictif (MPC) basés sur la mesure du CO_2, dans le but de piloter en temps réel les ouvertures de fenêtre qui maximisent la qualité de l'air et le confort thermique de l'occupant en hiver. Pour développer de tels modèles appliqués au confort d'été, l'évaluation et la prédiction de l'ACR pour une configuration d'ouvrants donnée peut apporter un gain non négligeable.

1.4.2 Le projet MODERNAT

Le développement d'une méthode de diagnostic in situ des ACRs dans un bâtiment existant fait l'objet des tâches 1 et 2 du projet MODERNAT : MODélisation par la donnée des transferts thermo-aérauliques des bâtiments pour l'Estimation de leur potentiel de rafraîchissement NATurel (Figure 1.18). Ce projet est financé par la région Auvergne Rhône Alpes et par le CEA LITEN via le pack Ambition Recherche 2020. Il a pour objectif d'établir une « signature aéraulique » du bâtiment. Celle-ci permettrait l'estimation du potentiel de rafraichissement et de maintien du confort estival du bâtiment testé (tâches 3 et 4). La généralisation du diagnostic à plusieurs typologies de bâtiments et environnement pourrait également alimenter les règles de dimensionnement des ouvrants pour promouvoir le rafraichissement naturel.

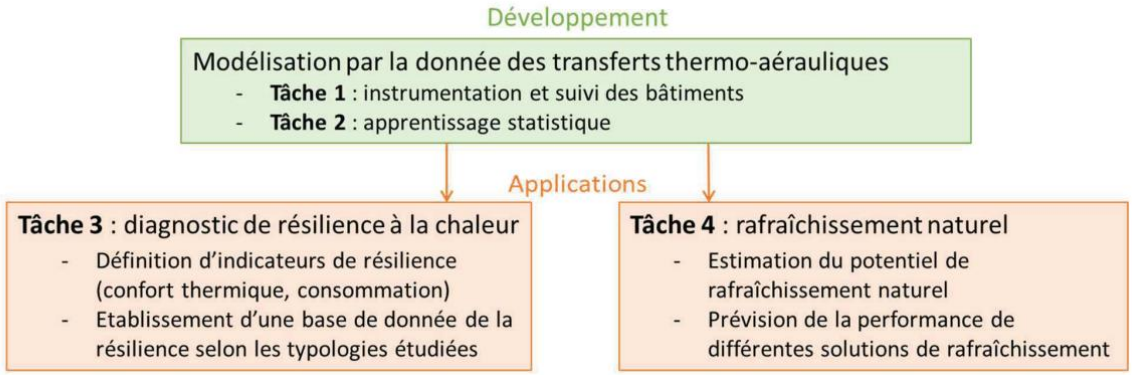


Figure 1.18 : Tâches identifiées dans le projet MODERNAT.

1.4.3 Orientations méthodologiques pour nos travaux

1.4.3.1 Contraintes et verrous scientifiques identifiés dans la littérature

A notre connaissance, aucune étude précédente ne propose l'estimation dynamique in situ de l'ACR à travers différentes configurations d'ouvrants, dans le cas d'un bâtiment résidentiel. Néanmoins, l'état de l'art a permis d'orienter les choix méthodologiques, et d'identifier les différentes contraintes et verrous scientifiques pour nos travaux.

Il apparait clairement que la méthode des gaz traceurs doit être privilégiée car elle permet l'estimation indirecte de l'ACR d'une pièce ou d'un ensemble de pièce, de manière non intrusive, à partir du CO_2 métabolique de l'occupant. Les contraintes principales identifiées dans la littérature sont :

- L'incertitude dans l'estimation de l'ACR résultant d'une incertitude sur le volume effectif de la pièce, le nombre d'occupant, et leur taux de production métabolique.
- L'hétérogénéité du CO_2 dans la zone, en fonction de la position des occupants et des circulations d'air, conduisant à un biais par rapport à l'hypothèse mono-zone.
- La faible identifiabilité de l'ACR si les concentrations de CO_2 sont faibles, ce qui est le cas dans le bâtiment résidentiel.
- La décroissance rapide de la concentration de CO_2 à l'ouverture des fenêtres, résultants d'ACRs élevés.

En particulier, la faible identifiabilité de l'ACR si les concentrations de CO_2 sont faibles constitue une contrainte forte. Nous proposerons donc des indicateurs permettant de quantifier le potentiel de la méthode, pour un cas d'étude donné. Dans l'objectif de développer et tester le potentiel et les limites d'une telle méthode, nous développerons les différents axes de travaux suivants.

1.4.3.2 Développement d'un cas d'étude expérimental

Le développement et le test de la méthode nécessitera de s'appuyer sur une campagne de mesure expérimentale représentative d'un diagnostic in situ. Nous utiliserons pour cela un bâtiment résidentiel test. Le CO_2 métabolique sera injecté via des bouteilles de CO_2. Cela permettra, pour ces travaux de recherche, de s'affranchir de l'incertitude liée au nombre d'occupants, à leur position dans la pièce, et à leur taux métabolique. Différentes configurations d'ouvrants, traversantes et mono-façades, seront testées. Afin de limiter la complexité du cas test, le volume d'étude sera constitué de deux pièces (salon et cuisine). La concentration de CO_2 devra être mesurée pour différentes positions. La campagne sera réalisée sur la période d'un été, afin d'être représentative de conditions estivales.

1.4.3.3 Utilisation d'un modèle statistique

Pour résoudre dynamiquement l'équation des gaz traceurs, face aux incertitudes de modèle et de mesure, certains travaux récents suggèrent d'utiliser l'approche statistique via formulation en modèle d'état. Cette approche étant relativement nouvelle, nos travaux développeront et compareront différentes variantes de modèles. En particulier, il faudra tenir compte de la forte variabilité de l'ACR entre les différentes configurations, et pour les différentes sollicitations en vent.

1.4.3.4 Développement d'un modèle STD

Une des difficultés anticipées pour le développement, le test et la validation d'un modèle statistique, est l'absence d'un ACR de référence. Il sera alors difficile de quantifier la performance du modèle testé. Par conséquent, en parallèle du travail expérimental, nous développerons un modèle numérique STD, permettant de générer un jeu de données maitrisés et comportant un ACR de référence. L'analyse des résultats de ce modèle pourra également alimenter la littérature scientifique de l'approche STD pour le calcul des ACRs en ventilation naturelle. Notamment, nous réaliserons une analyse de sensibilité qui permettra de quantifier

les incertitudes sur les calculs d'ACR, et les paramètres responsables de ces incertitudes. Nous étudierons également la sensibilité de la concentration de CO_2 par rapport à taux de production métabolique et débits de ventilation, permettant d'appréhender leur impact sur le potentiel d'estimation de l'ACR par la méthode des gaz traceurs.

1.4.3.5 Développement d'un modèle prédictif

Enfin, une fois le diagnostic de l'ACR réalisé, celui-ci pourra être mis en relation avec ses causes physiques (principalement configuration d'ouvrants, températures, vitesses et directions du vent) par le calibrage d'un modèle prédictif, ou « signature aéraulique » du bâtiment (projet MODERNAT).

1.4.4 Organisation du manuscrit

Les différentes étapes de développement de la méthode sont réparties dans les chapitres 2 à 5 du manuscrit (Figure 1.19). Le chapitre 2 se concentrera sur le volet expérimental. Le cas d'étude et les scénarios de campagne seront décrits. Les mesures de vitesses d'air, de températures et de concentration de CO_2 seront analysées. Le chapitre 3 présentera l'approche simulation thermique dynamique (STD) appliquée au cas d'étude. Une analyse de sensibilité sur les sorties en ACR et concentration de CO_2 sera réalisée. A partir de la base de données générée par STD, le chapitre 4 portera sur le développement d'un modèle statistique d'estimation de l'ACR avec la méthode des gaz traceurs sous forme de modèle d'état. Plusieurs modèles seront présentés et comparés. Le chapitre 5 appliquera le modèle statistique retenu à la base de données expérimentale. Enfin, les estimation d'ACRs obtenues serviront à calibrer un modèle prédictif semi paramétrique, en fonction des variables météorologiques.

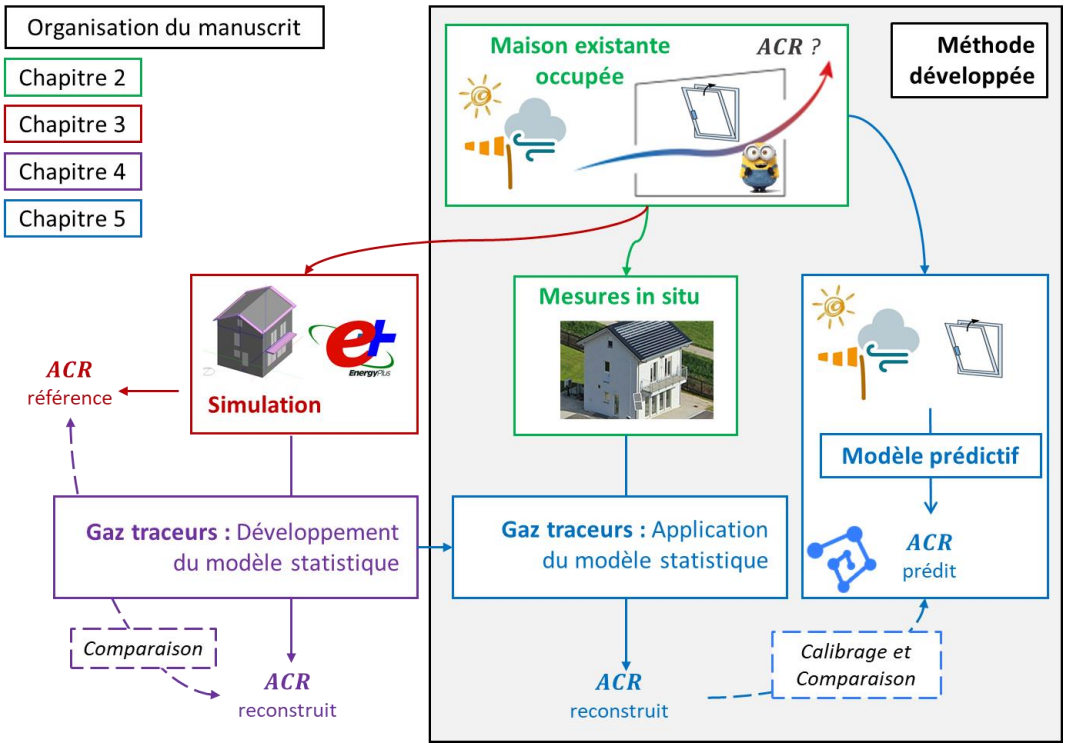


Figure 1.19 : Schéma général de l'organisation du manuscrit. Le cadre gris indique le périmètre qui concerne la méthodologie finale que l'on souhaite développer. Les chapitres 3 et 4 constituent les travaux complémentaires mis en œuvre pour le développement de la méthode.

Chapitre 2

2 Campagne expérimentale dans un bâtiment résidentiel test

Résumé

Dans ce chapitre nous décrivons la campagne expérimentale réalisée dans un bâtiment résidentiel. Des scénarios de ventilation naturelle réalistes combinant des configurations traversantes et mono-façade sont réalisés via le pilotage de quatre ouvertures de fenêtres en oscillo-battant. La présence de l'occupant est simulée par injection de CO_2 à un débit correspondant au taux métabolique. Les mesures de vitesses d'air, températures et concentrations de CO_2 sont analysées. En particulier, l'hétérogénéité en CO_2 intérieur est quantifiée. Afin d'évaluer le potentiel d'estimation de l'ACR avec la méthode des gaz traceurs, des indicateurs de potentiel, se basant sur une concentration moyenne du CO2, sont introduits et analysés. La base de données comportant l'ensemble des mesures de vitesses d'air, température et CO_2 est partagée en accès libre pour la communauté scientifique (Schreck et al., 2024b).

Table des matières

2.1 Introduction 47

2.2 Présentation de l'expérimentation 48

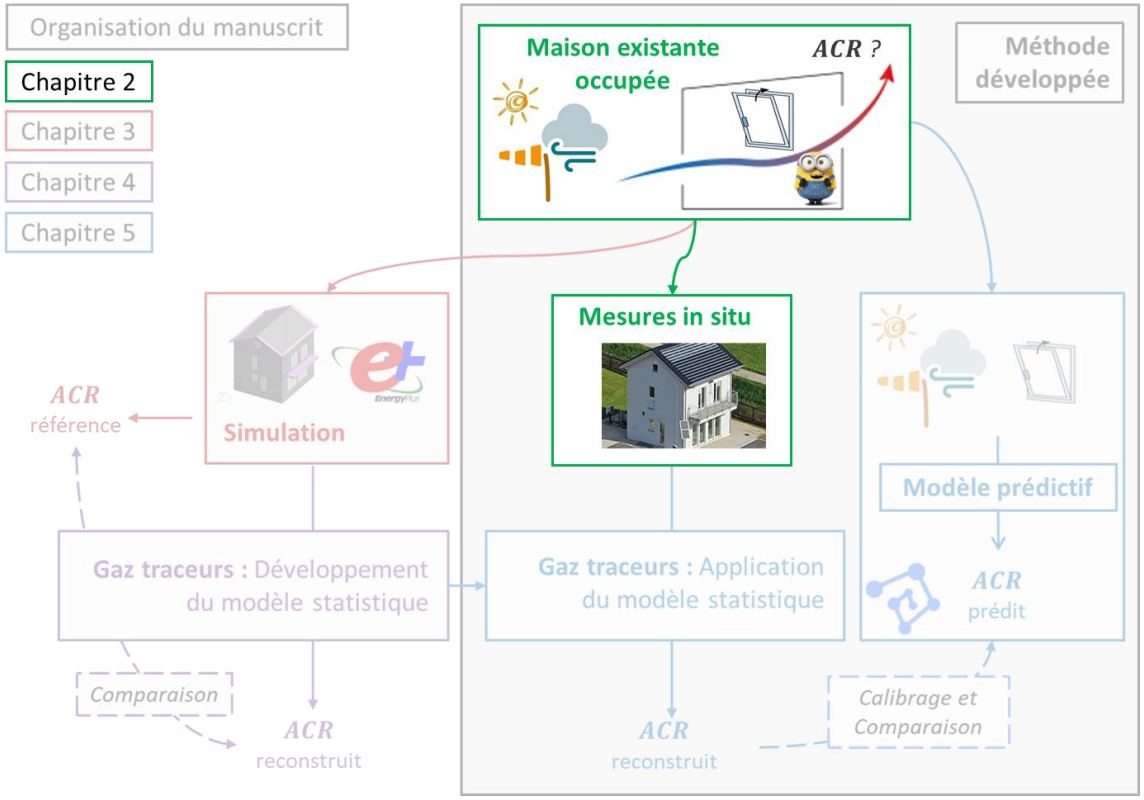
2.2.1 Le bâtiment I-OB 48
2.2.2 Mesures des conditions limites extérieures 49
2.2.3 Pilotage des conditions d'usage 53
2.2.4 Instrumentation du bâtiment 58
2.2.5 Partage de la base de données 61
2.2.6 Simplifications par rapport à un cas réel 61

2.3 Analyse des mesures 62

2.3.1 Analyse des vitesses d'air 62
2.3.2 Analyse des distributions de CO_2 et de température 66
2.3.3 Définition et analyse d'indicateurs de potentiel d'estimation du taux de renouvellement d'air . 71

2.4 Conclusion 75

Positionnement dans l'organisation générale



2.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons le volet expérimental lié au développement de la méthodologie d'estimation in situ de l'ACR. Le cas test doit être représentatif d'un cas réel comprenant différentes configurations d'ouvrants et des niveaux de CO_2 cohérents avec ceux émis par des occupants. Le besoin expérimental est donc de réaliser :

- Un cas d'étude réaliste.
- Des scénarios d'ouvertures typiques d'une ventilation de rafraichissement comprenant diverses configurations d'ouvrants.
- Des scénarios d'occupation typiques avec des émissions de CO_2 correspondant au taux métabolique de l'occupant.

De plus, l'état de l'art a montré que, pour une étude de la ventilation naturelle, et en particulier pour la mesure instantanée de l'ACR avec la méthode des gaz traceurs, le jeu de données expérimentales doit contenir :

- Des mesures extérieures de vent, de température et de CO_2.
- Des mesures intérieures de température et CO_2 à différentes positions.
- Un pas de temps fin de l'ordre de 1 min.

Concernant la ventilation naturelle par ouverture de fenêtres, la littérature relève un manque d'approches expérimentales en bâtiment réel et bien documentées (Lo and Novoselac, 2012), (Nazaroff, 2021), (Jiang et al., 2023). En effet, les mesures en ventilation naturelle sont souvent effectuées en conditions de laboratoire telles que dans des souffleries (Ernest et al., 1991), (Ji et al., 2011), ou dans des chambres climatiques (Mahyuddin and Awbi, 2010), (Gough et al., 2018). Cela peut s'expliquer par le fait que les mesures en bâtiment réel prennent du temps, sont coûteuses, ont tendance à produire des erreurs et les résultats peuvent être difficiles à analyser. Les expériences en ventilation traversante dans les bâtiments sont synthétisées dans (Jiang et al., 2023). Un tableau complet peut également être trouvé dans (Zhai et al., 2011).

À notre connaissance, aucune étude ne contient un ensemble de données expérimentales combinant toutes les caractéristiques et mesures mentionnées ci-dessus. De plus, les données expérimentales des travaux antérieurs sont difficilement accessibles, et leur exploitation peut s'avérer difficile s'il manque des informations sur les conditions d'expérimentation et de mesure. Par conséquent, pour les besoins de cette thèse, nous réalisons un nouveau travail expérimental qui répondra à nos besoins et contribuera à la bibliographie existante.

2.2 Présentation de l'expérimentation

2.2.1 Le bâtiment I-OB

Le bâtiment I-OB (Figure 2.1) est un bâtiment résidentiel en R+1 construit en 2010. Il est orienté à -15° par rapport au nord. Il mesure 8 m de haut et la surface au sol est d'environ 60 m^2. Le bâtiment répond à la norme de performance passive avec une structure à ossature bois comportant 40 cm d'isolation en laine de bois et une dalle béton. L'étanchéité à l'air a été mesurée à n50 = 0,54 vol/h.



Figure 2.1 : Photo du bâtiment I-OB.

Il est situé sur la plateforme expérimentale INCAS à l'INES au Bourget du Lac, France (latitude : 45°38′38.5 N ; longitude : 5°52′27.4″ E ; altitude : 235 m) (Figure 2.2). Le fuseau horaire est CEST (UTC+2 pendant la période estivale). Le climat est classé Cfb (tempéré, pas de saison sèche, été chaud) par l'échelle de Köppen et Geiger et H1c par la réglementation environnementale française.



Figure 2.2 : Photo aérienne (google maps) du bâtiment I-OB et des stations météos zone INCAS et Météo-France.

L'étude se concentre principalement sur le volume délimité par (Figure 2.3) :

- Le salon (Living Room, LR) au rez-de-chaussée (25 m^2, 68 m^3).
- La cuisine (Kitchen, K) au rez-de-chaussée (7 m^2, 20 m^3).
- La cage d'escalier (Staircase, SC) entre le rez-de-chaussée et le premier étage.

Le salon possède de nombreuses fenêtres sur les façades est, sud et ouest, ce qui permet de maximiser la lumière du jour en hiver. Un balcon situé au premier étage apporte de l'ombre aux fenêtres orientées sud pour le confort d'été. La cuisine est située au nord-ouest avec une fenêtre orientée vers le nord.

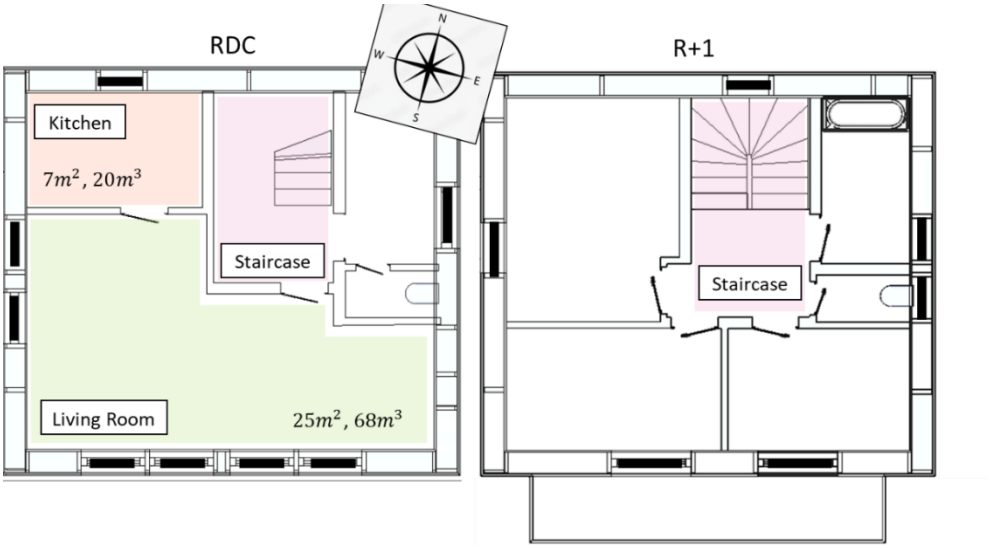


Figure 2.3 : Plan du RDC et R+1.

2.2.2 Mesures des conditions limites extérieures

Grandeur	Nomenclature	Unité	Matériel	Précision	Hauteur [m]
Temperature	*T_a*	°C	CAMPBELL CS215	± 0,4 °C	1,5
Humidity	*RH_a*	%	CAMPBELL CS215	± 2 %	1,5
Patm	*P_a*	Pa	SETRA 278	NA	1,5
Global Horizontal	*S_GH*	W/m²	NA	NA	11
Beam normal	*S_BN*	W/m²	Pyrheliometer KIPP&ZONEN CHP1	NA	11
Sun Altitude	*S_Al*	deg	EKO STR21	NA	11
Sun Azimuth	*S_Az*	deg	EKO STR21	NA	11
Wind speed	*WS*	m/s	Gill Instruments WindSonic	± 2 % de la lecture	10
Wind Direction	*WD*	deg	Gill Instruments WindSonic	± 2°	10
Exterior CO_2	*CO2_Ext*	ppm	Kimo COT212	± 3 % de la lecture ± 50 ppm	NA

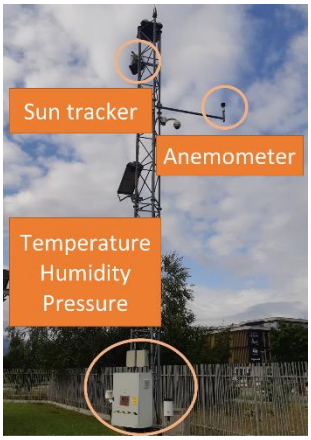


Tableau 2.1 : Gauche : spécifications techniques des mesures des conditions extérieures. Droite : photo de la station météo.

Les conditions extérieures ont été mesurées au pas de temps 1 min sur la période estivale du 26/05/2023 au 18/10/2023. Les données météorologiques du site sont enregistrées par une station météo situé à environ 50 m du bâtiment et à une hauteur de 10 m. La concentration en CO_2 extérieur est mesurée au niveau du balcon du bâtiment. Le Tableau 2.1 présente la nomenclature des capteurs et leurs spécifications techniques. La Figure 2.4 donne un aperçu des variables météorologiques sur le mois de Juillet 2023.

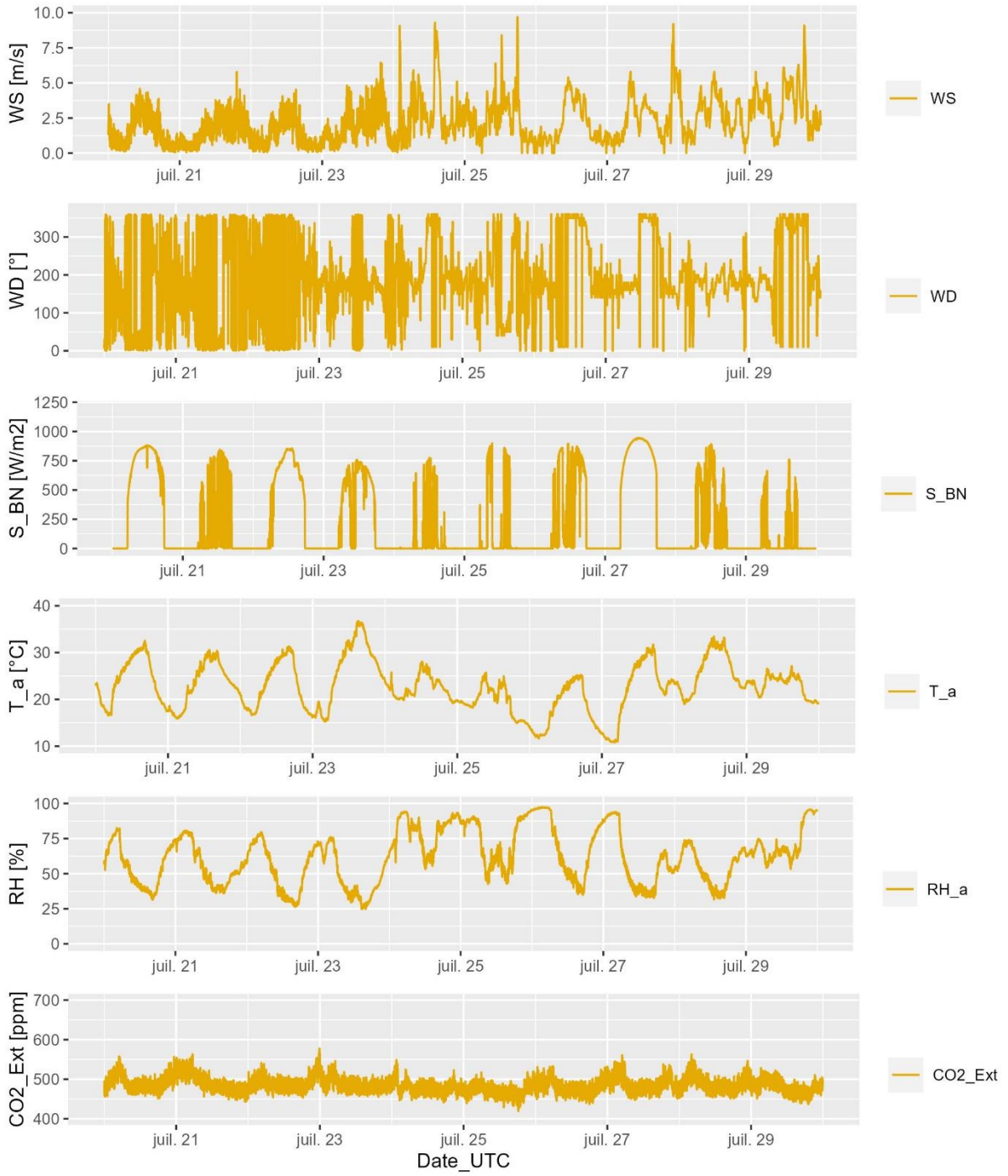


Figure 2.4 : Variables météorologiques sur la période 20/07/2023 – 30/07/2023.

2.2.2.1 Zoom sur le vent

De manière à compenser une panne des capteurs de vitesses et directions de vent de la station zone INCAS sur les périodes [29/06/2023 – 17/07/2023] et [24/07/2023 – 02/08/2023], les mesures ont été remplacées par les données de la station Météo-France de l'aéroport de Chambéry-Aix (latitude : 45°38'28.7" N ; longitude : 5°52'40.8" E) (Figure 2.2). Cependant, la mesure à deux localisations différentes peut comporter des différences non négligeables (S. Fan et al., 2021). La comparaison des mesures aux deux stations (Figure 2.5 et Figure Annexe A.1) montre que, malgré leur différence de localisation, les deux stations enregistrent les mêmes tendances en vitesse et direction de vent.

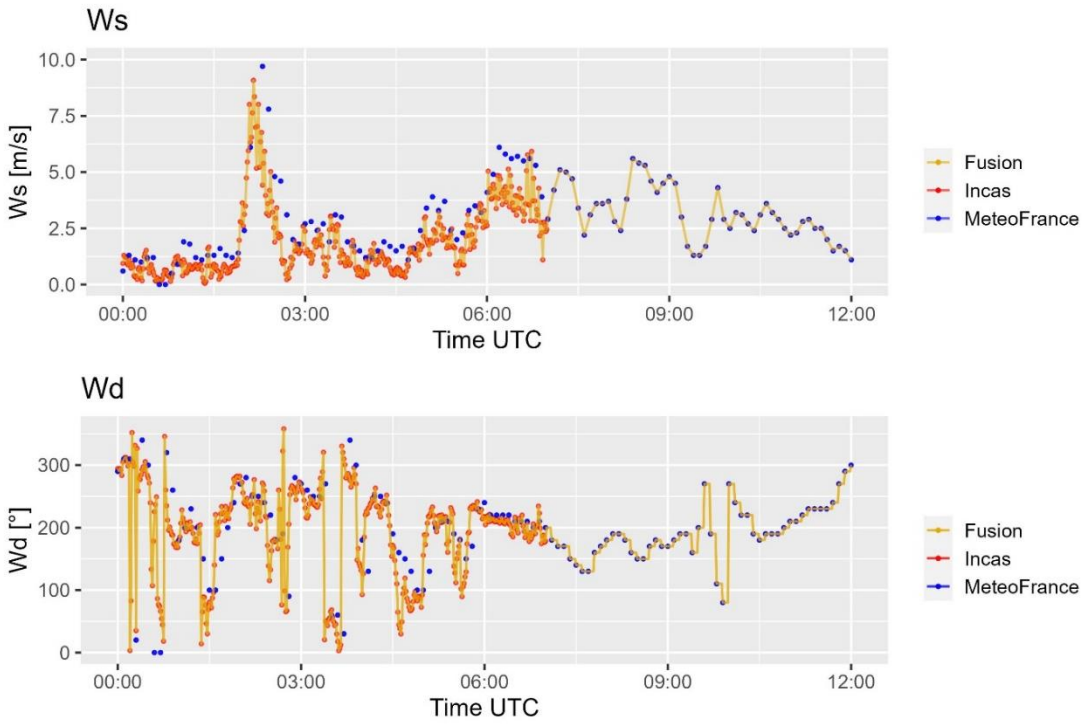


Figure 2.5 : Vitesses et directions de vent aux stations zone INCAS et Météo-France le 24/07/2023. Les données Météo-France sont des mesures instantanées au pas de temps de 6 min et ont été interpolées linéairement au pas de temps 1 min. Lorsque les données zone INCAS sont manquantes, elles sont remplacées par les données Météo-France. « Fusion » est la série retenue pour l'étude.

La Figure 2.6 trace la rose des vent sur la période Juillet 2023, ce tracé est un indicateur clé de la caractérisation du potentiel du site (Faggianelli et al., 2014). La rose des vents démontre l'orientation N-S des vents dominants avec des vitesses d'air instantanées majoritairement inférieures à 4 m/s. Les directions principales suivent une variation journalière : le jour le vent est du nord, la nuit du sud.

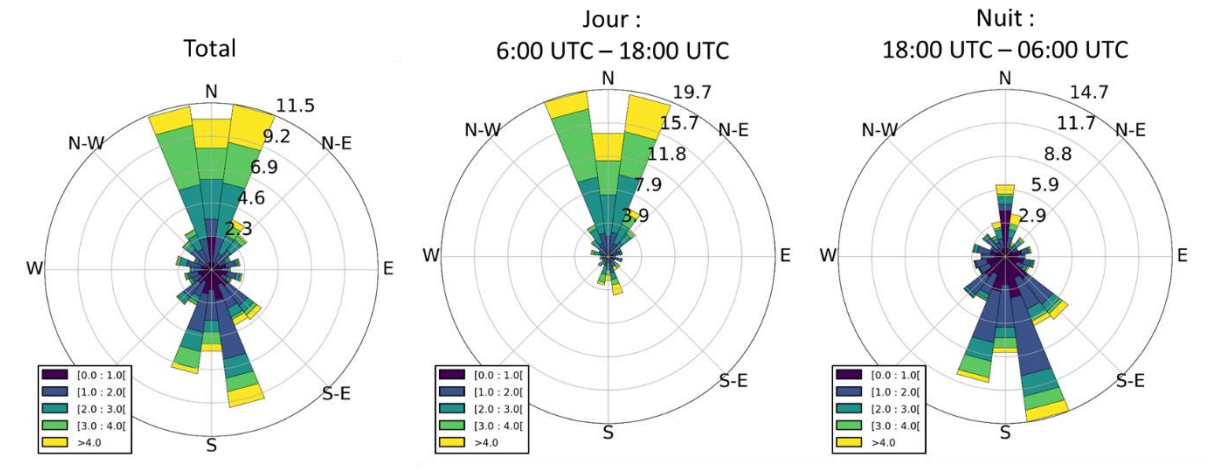


Figure 2.6 : Roses des vents du site sur la période du 01/07/2023 au 31/07/2023.

2.2.2.2 Zoom sur la concentration de CO_2 extérieur

On observe une variation de la concentration de CO_2 extérieur comprise entre 400 ppm et 650 ppm. Cette variation peut être expliquée par la présence de végétation dans l'environnement : la photosynthèse s'active en journée et consomme du CO_2 conduisant à des pics minimaux et maximaux respectivement au lever et coucher du soleil (Figure 2.7). Ces résultats sont cohérents avec ceux observés par (Park et al., 2021).

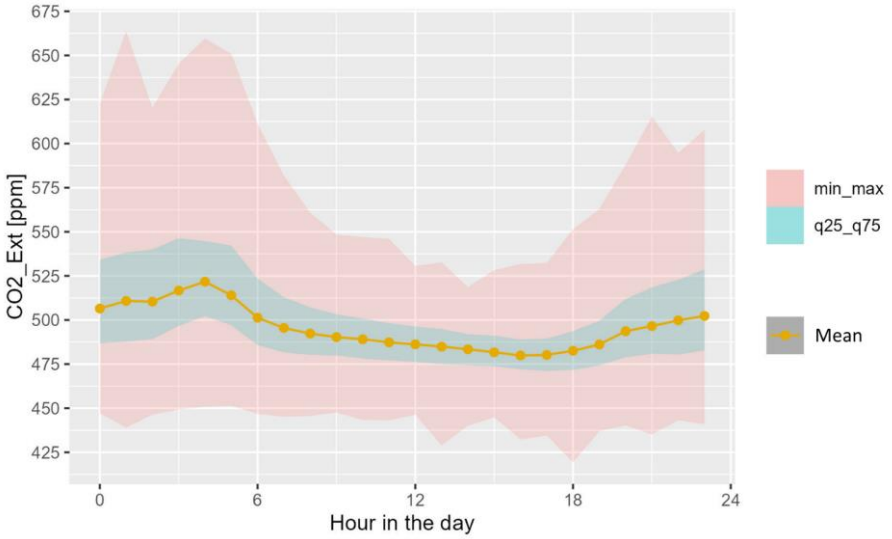


Figure 2.7 : Variations journalières de la concentration de CO_2 extérieur sur la période du 01/07/2023 au 31/07/2023. Moyenne, quantiles et min/max pour chaque heure du jour.

2.2.3 Pilotage des conditions d'usage

La campagne a duré trois mois, du 26/05/2023 au 04/09/2023. Le but et l'originalité de cette campagne est de réaliser des scénarios d'ouverture de fenêtres et d'occupation qui sont représentatifs d'une utilisation réaliste du bâtiment en conditions estivales. La littérature comporte différents scénarios conventionnels d'ouverture de fenêtre et d'occupation destinés à alimenter des calculs STD, tels que ceux utilisés par le moteur de calcul des coefficients Bbio et Cep de la RE2020 ("RE2020 : Arrêté du 4 Aout 2021.pdf," 2021). Ces scénarios sont pratiques pour le calcul de consommation annuelle mais sont des scénarios « moyens » et peu représentatifs de la réalité du bâtiment.

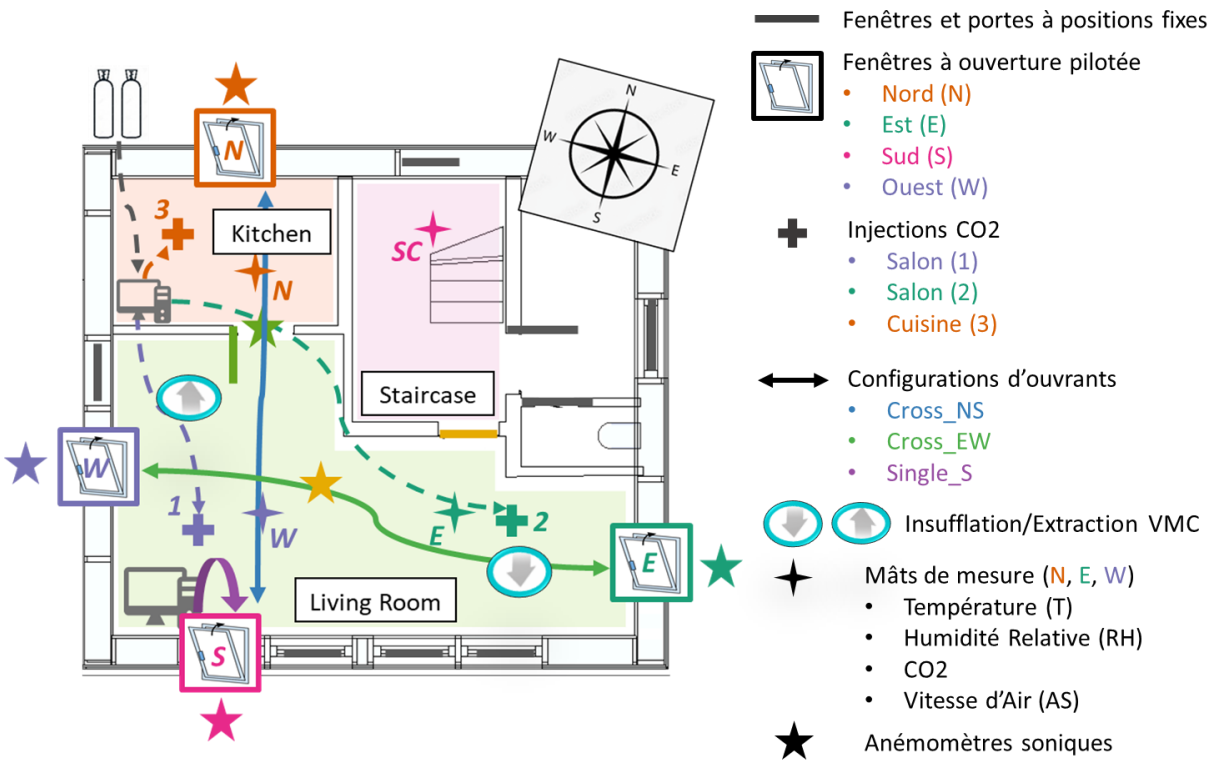


Figure 2.8 : Schéma du volume expérimental. Représentation des différentes configurations d'ouvrants, des positions d'injection de CO_2 et des bouches de VMC. Instrumentation : mâts comprenant les capteurs de température, humidité relative, concentration de CO_2, anémomètres thermiques ; anémomètres soniques.

	Nomenclature	Unité	Matériel	Plage	Précision
Ouverture de fenêtres	*Win_x*	True/False	Boitier à chaine : MINI MEGA 230Vca ; MM20 150	0-150 mm	
Injection de CO_2	*Injec_x*	l/h	Serv'Instrumentation massflow meters and controllers 5850S	0-70 l/h	± 0,7 % de la lecture ± 0,14 l/h
VMC double flux	*Q_MV_in*	m³/h	Atlantic dualixMax 412137 90-300 m³/h	Efficacité de l'échangeur : 92 %	

Tableau 2.2 : Spécifications techniques des mécanismes de pilotage et nomenclature des variables associées.

2.2.3.1 Ouvertures de fenêtres

Pilotage des ouvrants

Le bâtiment I-OB est une installation d'essai et n'a pas d'occupant. Nous simulons donc les interactions de l'occupant avec le bâtiment en pilotant mécaniquement l'ouverture des fenêtres. Les ouvertures de fenêtres sont de type oscillo-battant. Ce mode d'ouverture a été préféré à l'ouverture à la française car il évite de générer des vitesses d'air trop fortes à l'intérieur (source d'inconfort) ainsi que pour des raisons de sécurité (anti infraction). De plus, une ouverture à la française génèrera des ACRs plus forts, ce qui sera défavorable en terme de niveau de concentration de CO_2 mesuré en vue de la méthode des gaz traceurs. Quatre ouvertures de fenêtres sont pilotées, une sur chaque façade (N, S, E, W) (Figure 2.8). Les fenêtres (N) et (E) sont de taille (l70 cm x h100 cm), la fenêtre (W) est de taille (l80 cm x h210 cm) et la fenêtre (S) est de taille (l100 cm x h210 cm). Les fenêtres sont soit fermées, soit ouvertes à l'aide d'un mécanisme à chaîne permettant un débattement de 15 cm sur le haut de l'oscillo-battant, ce qui donne des angles d'ouverture de 9° pour les fenêtres (N) et (E), et 4° pour les fenêtres (S) et (W) (Figure 2.9).

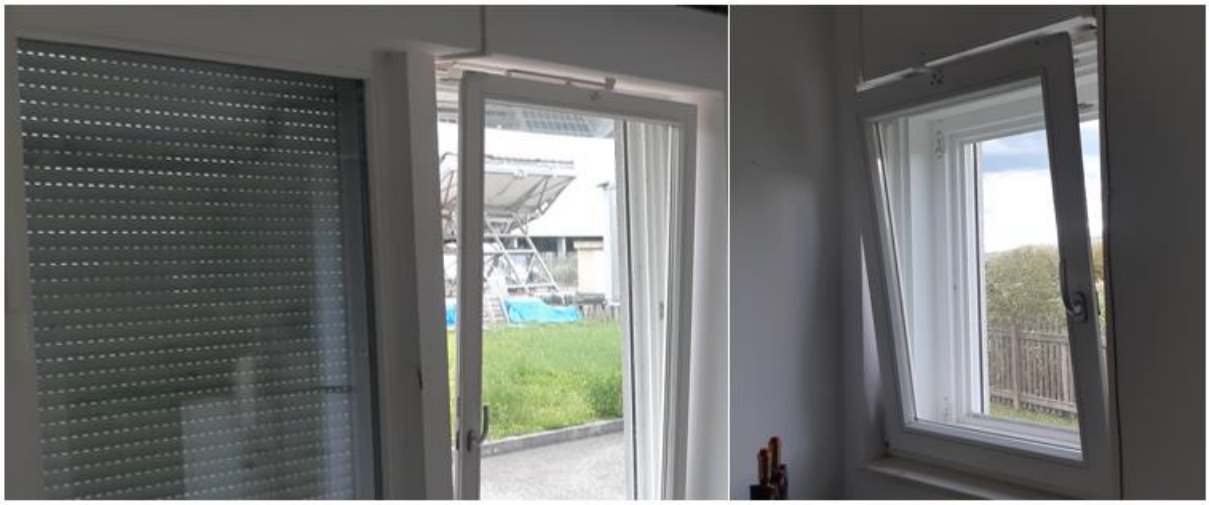


Figure 2.9 : Gauche : ouverture de la fenêtre sud (S). Droite : ouverture de la fenêtre est (E). Les fenêtres fermées ont les volets roulants fermés.

Nous avons choisi d'étudier deux configurations de ventilation traversante et une mono-façade. Il y a donc quatre configurations possibles (Figure 2.8) : fermée (« Closed »), traversant (N/S) (« Cross_NS »), traversant (E/W) (« Cross_EW ») et mono-façade (S) (« Single_S »). La configuration traversante (N/S) est alignée sur la direction principale du vent, tandis que la configuration traversante (E/W) est perpendiculaire à la direction principale du vent, ce qui pourra entrainer des régimes d'écoulements externes différents (Jiang et al., 2023). La fenêtre sud opérée dans la configuration mono-façade (S) a été choisie arbitrairement. Toutes les portes sont fermées à l'exception de la porte entre le salon et la cuisine qui est constamment ouverte (Figure 2.8). Pour toutes les fenêtres qui ne sont pas pilotées, les volets roulants sont fermés afin de minimiser les apports solaires extérieurs (Figure 2.9).

Choix des scénarios de ventilation

L'action d'ouverture de fenêtre par l'occupant en ventilation naturelle dépend de différents paramètres physiques (températures, humidité, qualité de l'air) mais aussi physiologiques et psychologiques de l'occupant (Borgeson and Brager, 2008), (Fabi et al., 2012). De nombreuses recherches visent à calibrer des modèles de prédiction d'ouverture de fenêtres à partir de données mesurables comme la météo (Haldi and Robinson, 2009), de la température intérieure ou de l'état de présence de l'occupant dans une pièce (arrivée, présence, départ) (Yun and Steemers, 2008). L'inconvénient de ces modèles sont qu'ils sont complexes à utiliser et sont difficilement généralisables à différents types de bâtiment (résidentiel ou tertiaires) et différents occupants (catégories sociodémographiques, âge).

Dans notre cas, le but n'étant pas de maximiser la température de confort de l'occupant, nous choisissons d'imposer un scénario d'ouverture indépendant des conditions météo ou du statut d'occupation. Ce scénario est néanmoins cohérent avec une stratégie de surventilation nocturne type : les fenêtres sont ouvertes principalement en soirée, pendant la nuit, et le matin (Figure 2.11). Les trois configurations « Cross_NS », « Cross EW » et « Single_S » sont réalisées tour à tour de manière à obtenir un temps d'utilisation équivalent sur l'ensemble de la campagne (Figure 2.12). Le scénario hebdomadaire est répété sur l'ensemble de la campagne.

2.2.3.2 Occupation

Injection de CO_2 via vannes asservies

Les émissions de CO_2 métaboliques liées à l'occupation sont réalisées via injection de CO_2 en différentes positions. Il est possible de simuler trois positions différentes pour l'occupant par le contrôle et l'asservissement indépendant de trois vannes d'injection (Tableau 2.2). Le gaz pur à 99,8 % est acheminé à partir d'une bouteille de CO_2 placée à l'extérieur du bâtiment (Figure 2.10) via tuyaux jusqu'aux positions souhaitées : 1 ($Injec_1$), 2 ($Injec_2$) et 3 ($Injec_3$) (Figure 2.8).

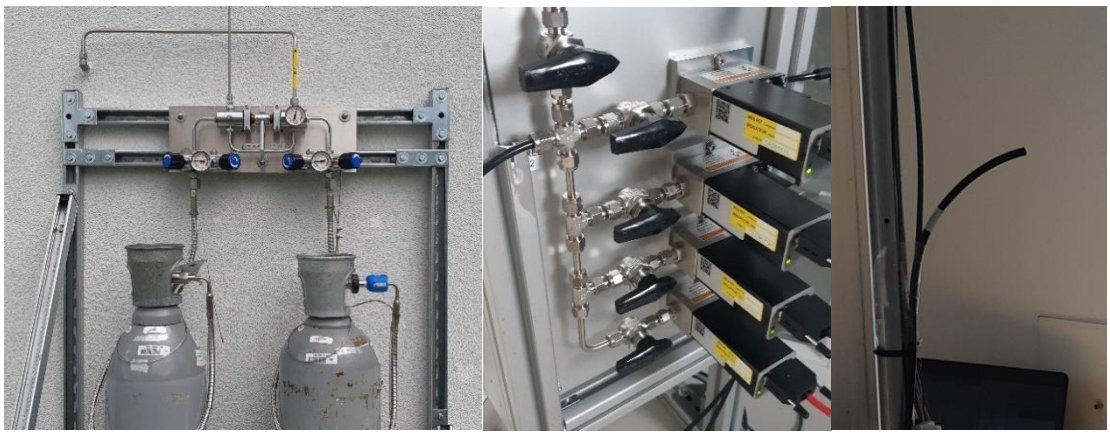


Figure 2.10 : Bouteilles de CO_2, vannes et débitmètre d'injection, et extrémité du tuyau d'injection.

Correction des débits injectés

Différentes sources d'incertitudes et de dérives sur la mesure du débit injecté ont été identifiées : encrassement, pertes de charges, variation de la température et de la pression ambiante. Par conséquent, les valeurs injectées ont été corrigées en amont de la campagne via des tests de bullage (annexe B).

Limites de l'injection de CO_2 par vannes par rapport à l'émission de CO_2 par un occupant réel

Le CO_2 injecté n'est pas préchauffé, ni dilué dans de l'air pour obtenir une injection proche de la respiration humaine. De plus, la chaleur métabolique de l'occupant à l'origine de plumes convectives (Mahyuddin and Awbi, 2010) n'est pas reproduite. Ces effets peuvent avoir un impact local sur la distribution du CO_2 et des températures autour de l'occupant, mais nous les considèrerons négligeables à l'échelle de la pièce.

Choix des scénarios d'occupation

Dans notre cas d'étude qui consiste en un bâtiment résidentiel individuel, nous simulons une occupation correspondante à deux adultes. Le salon et la cuisine peuvent donc être occupés par 0, 1 ou 2 personnes. La présence de l'occupant dans une pièce est déterminée par son activité (loisirs, cuisine, repas, sommeil…). Les profils peuvent être générés à l'aide de chaines de Markov qui caractérisent des probabilités de transitions entre états. Certains moteurs de calcul (par exemple AMAPOLA) utilisent une approche stochastique en réalisant plusieurs simulations avec des profils d'occupant différents (Vorger, 2014). Nous choisissons d'utiliser un scénario généré à partir du logiciel libre LoadProfileGenerator (LPG) (Pflugradt et al., 2022). Ce logiciel se base sur le désir de l'occupant d'exécuter telle ou telle activité, et donc de se trouver dans telle ou telle pièce. Une journée type générée par LPG et utilisée dans la campagne est représentée (Figure 2.11). Remarque : l'occupation du salon et de la cuisine étant prédominante les matins et les soirs, il est rare que du CO_2 soit émis la nuit ou en milieu de journée.

Le débit volumétrique de CO_2 résultant [l/h] est calculé en supposant un taux métabolique humain constant (Met_Mean_P) de 18 l/h par personne (Persily and de Jonge, 2017). Cette valeur correspond au métabolisme d'un adulte en situation d'activité légère et est cohérent avec ceux classiquement utilisés dans la littérature (Zhang et al., 2023). La correspondance entre occupation et débit volumique injecté aux positions 1, 2 ou 3 (Figure 2.8) est la suivante :

Nombre d'occupants dans les pièces	Correspondance en débits d'injection de CO_2
Salon : 1 occupant	*Injec_1* = 18 l/h
Salon : 2 occupants	*Injec_1* = 18 l/h + *Injec_2* = 18 l/h
Cuisine : 1 occupant	*Injec_3* = 18 l/h
Cuisine : 2 occupants	*Injec_3* = 36 l/h

Tableau 2.3 : Correspondance entre nombre d'occupants dans le salon et la cuisine et position et débit d'injection.

2.2.3.3 Ventilation mécanique contrôlée double flux

Notre cas d'étude est un bâtiment performant dans lequel la qualité de l'air intérieur doit être assurée. Nous utilisons la VMC double flux installée (Tableau 2.2). Afin de conserver une maitrise du débit associé dans le salon et la cuisine, une seule bouche d'insufflation et une seule bouche d'extraction sont maintenues ouvertes (Figure 2.8). Une mesure à l'aide d'un balomètre a permis d'estimer le débit d'air effectif insufflé à 21,2 m^3/h. Cette mesure est cohérente avec les ordres de grandeur de la littérature (Nazaroff, 2021). La VMC double flux est laissée en état de marche continu pendant toute la campagne, on considèrera une valeur de débit constante dans le temps (Figure 2.11).

Remarque : comme il s'agit d'une expérience en période estivale et que nous nous intéressons principalement à la ventilation naturelle, aucune source de chaleur interne liée au chauffage, à l'occupation, ou aux équipements n'est ajoutée.

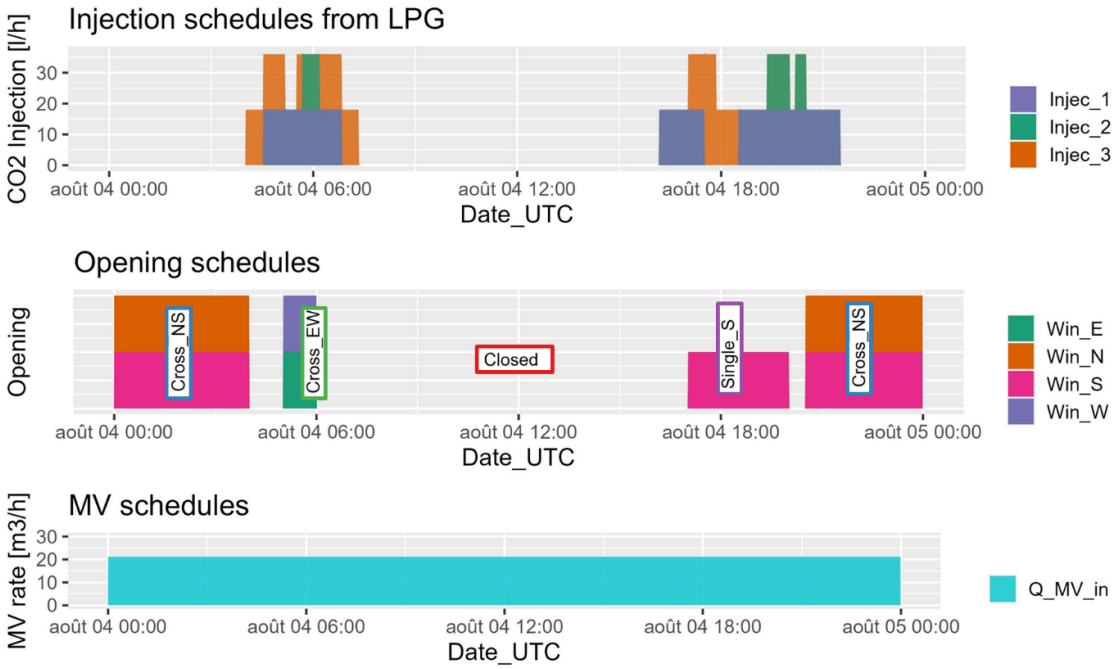


Figure 2.11 : Scénarios de pilotage des conditions d'usage sur un jour type (04/08/2023).

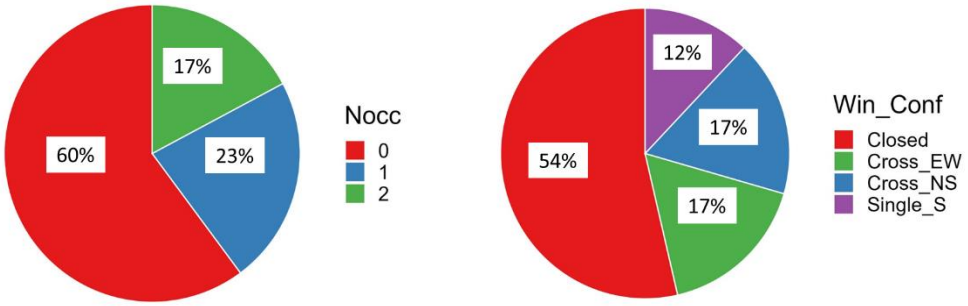


Figure 2.12 : Statistiques sur l'ensemble de la campagne. Gauche : distribution du nombre d'occupants dans le salon ou la cuisine. Droite : distribution des configurations d'ouvrants.

2.2.4 Instrumentation du bâtiment

La suite logique du travail est de mesurer la réponse en ventilation naturelle du bâtiment I-OB par rapport aux sollicitations météorologiques, et pour les différentes configurations d'ouvrants. Nous souhaitons donc étudier la distribution spatiale des mesures de température, d'humidité relative, de vitesse d'air et de concentration de CO_2. Il s'agira aussi de pouvoir déduire de ces mesures des valeurs représentatives de la zone étudiée [salon+cuisine]. Nous nous appuyons donc sur la littérature existante pour le choix et positionnement des capteurs.

2.2.4.1 Mesures des vitesses d'air

L'analyse de la littérature avait montré que si les mesures de vitesses d'air par anémomètres ne sont pas adaptées au calcul de l'ACR, elles donnent des informations localement sur la topologie de l'écoulement. Elles peuvent constituer une mesure complémentaire à la méthode des gaz traceurs (S. Fan et al., 2021).

2.2.4.2 Mesure de la concentration de CO_2

L'analyse de la littérature avait montré que la distribution du CO_2 dans une zone est dépendante des mouvements d'air et de la position des occupants (Mahyuddin and Awbi, 2010). Face à l'hétérogénéité de la concentration en CO_2, la littérature suggère de réaliser des mesures à plusieurs positions afin d'obtenir des résultats plus robustes (Liu et al., 2018), (Zhang et al., 2023). De plus, l'observation de la distribution de CO_2 permet d'établir des préconisations lorsque l'expérimentateur est limité en nombre de capteurs. Parmi les études portant sur une seule pièce, (S. Fan et al., 2021) ont positionné sept capteurs, dont 1 au niveau de chaque porte et fenêtre. (Remion et al., 2021) ont placé cinq capteurs dans un plan horizontal à 1,3 m du sol et en respectant une distance minimale de 50 cm du mur. (Park et al., 2021) ont placé trois capteurs dans le sens du flux traversant et à 1,1 m de haut. (Seol et al., 2023) ont posé quatre capteurs sur des bureaux. Parmi les études multizones, (Lo and Novoselac, 2012) et (Bulińska and Buliński, 2023) ont placé un capteur au centre de chaque pièce. Les préconisations déduites de ces études sont :

- Logiquement : ne pas placer le capteur dans des zones « mortes » qui ne sont pas représentatives de la zone.
- Placer le capteur de CO_2 en aval du flux d'air, proche de la fenêtre de sortie.
- Placer le capteur à au moins 50 cm du mur pour éviter des effets de couche limite.

Enfin, nous veillons à ce que les capteurs de CO_2 soient situés à plus de 50 cm des positions d'injection pour éviter de mesurer directement le CO_2 en sortie de tuyau.

2.2.4.3 Mesure des températures et humidités relatives

Une hétérogénéité des températures et humidités relatives peuvent se produire en fonction des mouvements d'air, des apports solaires, ou des stratifications par effet de densité. Afin d'obtenir

une représentation complète du volume expérimental, différents capteurs doivent être répartis à différentes positions et hauteurs.

2.2.4.4 Description des capteurs et positions de mesure



Figure 2.13 : Photos des pièces expérimentales représentant la cuisine (gauche) et le salon (droite).

A partir des préconisations mentionnées précédemment, et afin de pouvoir observer et analyser les distributions de CO_2, températures et vitesses d'air, la zone expérimentale a été instrumentée comme illustré en Figure 2.8. Les capteurs sont répartis spatialement sur trois mâts verticaux (N), (E) et (W) et à trois hauteurs différentes (70 cm, 140 cm, 210 cm) dans le salon et la cuisine (Figure 2.14). Un mât horizontal est également placé dans la cage d'escalier. La zone d'expérimentation possède ainsi sept mesures de température ambiante et humidité relative (un cache protège les sondes du rayonnement), et 10 capteurs de CO_2. Les vitesses d'air sur les mâts sont enregistrées par des anémomètres à fil chaud. Afin d'également pouvoir mesurer des directions d'air à l'intérieur, deux anémomètres soniques à ultrason sont placés respectivement au milieu du salon et dans l'ouverture de porte entre le salon et la cuisine.

De plus, un anémomètre sonique à ultrason est placé à l'extérieur du bâtiment à une distance de 1 m du mur extérieur, à une hauteur de 150 cm, et alternativement devant l'une des quatre fenêtres pilotées (Figure 2.8). Il est à noter que pour tous les anémomètres soniques à ultrason, la convention est prise de telle sorte que la direction mesurée 0° correspond à un flux d'air du nord vers le sud. Le Tableau 2.4 présente les spécifications techniques des capteurs et la nomenclature des variables associées. Le détail du positionnement est disponible en annexe C.

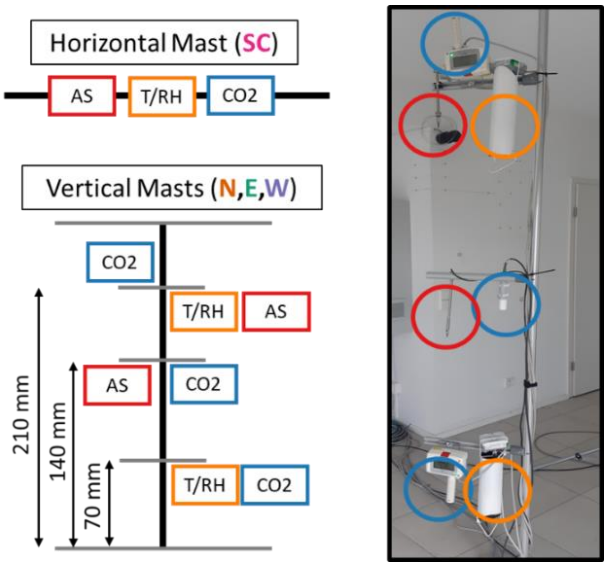


Figure 2.14: Schéma des mâts instrumentés et photo du mât (W)

Grandeur	Nomenclature	Unité	Matériel	Plage de fonctionnement	Précision
Température	*T_x*	°C	Thermohygrometer DeltaOhm HD4817T	-20 °C / +80 °C	± 0,3 °C
Humidité	*RH_x*	%		-20 °C / +80 °C	± 2 %
Vitesse d'air	*AS_x*	m/s	Gill Instruments WindSonic	-35 °C / +70 °C	± 2 % de la mesure
Direction d'air	*AD_x*	deg			± 2°
Vitesse d'air	*AS_x*	m/s	Hot Wire Anemometer Omnidirectional DeltaOhm HD4V3TS4	0 °C / +60 °C	± 3 % de la mesure ± 0,2 m/s
			Hot Wire Anemometer Omnidirectional DeltaOhm HD403TS2	0 °C / +60 °C	± 3 % de la mesure ± 0,2 m/s
CO_2	*CO2_x*	ppm	Vaisala GMP252	-40 °C / +60 °C	± 2 % de la mesure ± 40 ppm
			Kimo COT212	-10 °C / +50 °C	± 3 % de la mesure ± 50 ppm

Tableau 2.4 : Spécification technique des capteurs et nomenclature des variables associées.

2.2.4.5 Pas de temps d'acquisition

Différentes fréquences d'acquisition de la vitesse d'air permettent différentes analyses des échelles de fluctuation turbulente (Lo and Novoselac, 2012). Le choix du pas de temps du CO_2 doit également être choisi en fonction de la méthode de résolution du gaz traceur utilisée et des variations mesurées (Park et al., 2021). Les expérimentations disponibles dans la littérature utilisent différents pas de temps allant de 10 s (Lo and Novoselac, 2012), 30 s (S. Fan et al., 2021), 1 min (Bulińska and Buliński, 2023) à 5 min (Park et al., 2021). Afin de conserver le maximum d'information dans les données, nous conservons le pas de temps le plus fin fourni par le montage expérimental qui est de 1 min.

2.2.4.6 Incertitudes des mesures

Les incertitudes de chaque capteur sont présentées dans le Tableau 2.4. Au cours du développement de la campagne, une attention particulière a été accordée à la correction des dérives dans les mesures des capteurs de CO_2 en les comparant à un capteur de CO_2 de référence. Cependant, la précision de la mesure n'est pas stable dans le temps (par exemple $\pm$ 60 ppm/an pour le GMP252), et un certain biais dans la mesure du CO_2 ne peut pas être négligé.

2.2.5 Partage de la base de données

L'un des objectifs du travail expérimental étant de contribuer au corpus de données en ventilation naturelle disponibles dans la littérature, l'ensemble des mesures ont été traitées et synthétisées dans une base de données « prête à l'emploi », partagée librement sur la plateforme « Mendey Data » (Schreck et al., 2024b). La nomenclature complète de l'ensemble des données est résumée dans le Tableau 2.5 et un aperçu statistique des mesures est fourni en annexe D.

Base temps	Météo	Scénarios	Mesures T/RH	Mesures AS/AD	Mesures CO_2
Date_UTC	T_a [°C]	N_K [/]	T_SC [°C]	AS_SC [m/s]	CO2_SC [ppm]
[yyyy-mm-dd	RH_a [%]	N_LR [/]	T_E_210 [°C]	AS_E_210 [m/s]	CO2_E_210 [ppm]
hh:mm:ss]	P_a [Pa]	Met_Mean_P [l/h]	T_E_70 [°C]	AS_E_140 [m/s]	CO2_E_140 [ppm]
	S_GH [W/m²]	Injec_1 [l/h]	T_W_210 [°C]	AS_W_210 [m/s]	CO2_E_70 [ppm]
	S_BN [W/m²]	Injec_2 [l/h]	T_W_70 [°C]	AS_W_140 [m/s]	CO2_W_210 [ppm]
	S_DH [W/m²]	Injec_3 [l/h]	T_N_210 [°C]	AS_N_210 [m/s]	CO2_W_140 [ppm]
	S_Al [deg]	Win_S [/]	T_N_70 [°C]	AS_N_140 [m/s]	CO2_W_70 [ppm]
	S_Az [deg]	Win_E [/]	RH_SC [%]	AS_IndoorLR_150 [m/s]	CO2_N_210 [ppm]
	WS [m/s]	Win_W [/]	RH_E_210 [%]	AD_IndoorLR_150 [deg]	CO2_N_140 [ppm]
	WD [deg]	Win_N [/]	RH_E_70 [%]	AS_DoorK_150 [m/s]	CO2_N_70 [ppm]
		Door_K [/]	RH_W_210 [%]	AD_DoorK_150 [deg]	CO2_Ext [ppm]
		Door_LR [/]	RH_W_70 [%]	AS_Ext_150_N [m/s]	
		Win_Conf [/]	RH_N_210 [%]	AD_Ext_150_N [deg]	
		Q_MV_in [m³/s]	RH_N_70 [%]	AS_Ext_150_E [m/s]	
		V_K [m³]		AD_Ext_150_E [deg]	
		V_LR [m³]		AS_Ext_150_S [m/s]	
				AD_Ext_150_S [deg]	
				AS_Ext_150_W [m/s]	
				AD_Ext_150_W [deg]	

Tableau 2.5 : Nomenclature de toutes les variables dans la base de données expérimentale (Schreck et al., 2024b).

2.2.6 Simplifications par rapport à un cas réel

Les choix de développement de la campagne de mesure ont été motivés par la réalisation d'un cas test réaliste par rapport à un bâtiment occupé. Néanmoins, une complexité trop grande met à risque l'interprétabilité des résultats. Nous mentionnons ci-dessous certaines simplifications réalisées. Les occupants, simulés par l'injection de CO_2, sont positionnés à trois positions fixes dans le salon et la cuisine. De plus, leur taux d'émission métabolique est constant à 18 l/h. En réalité, il faut s'attendre à une plus grande variabilité de position et de taux métabolique des occupants, ceux-ci devront donc être mesurés spécifiquement. De même, les positions des portes du cas test sont constantes (entièrement ouvertes ou fermées), le mode et l'angle d'ouverture des fenêtres sont toujours identiques (oscillo-battant), et le débit de ventilation mécanique est constant. Un cas réel comportera une plus grande variabilité.

2.3 Analyse des mesures

2.3.1 Analyse des vitesses d'air

2.3.1.1 Variabilité entre mesures météo et mesures en proche façades

Nous avons vu dans l'état de l'art qu'une des difficultés dans l'estimation des ACRs en ventilation naturelle est de faire le lien entre la donnée de vent météorologique et l'écoulement local autour du bâtiment. L'écoulement local dépend de la vitesse, direction et turbulence du vent, mais aussi de la topologie du terrain (état de surface, obstacles voisins), et de la géométrie du bâtiment. Les corrélations de coefficients de pression choisies peuvent ne pas être adaptées au cas considéré et sont sources d'incertitudes. Cependant, dans notre cas d'étude, nous n'avons pas de mesure de pression en façade, mais des mesures de vitesse et direction du vent. Nous proposons ici une contribution au domaine par la comparaison du vent météo au vent local en façade (Gough et al., 2018).

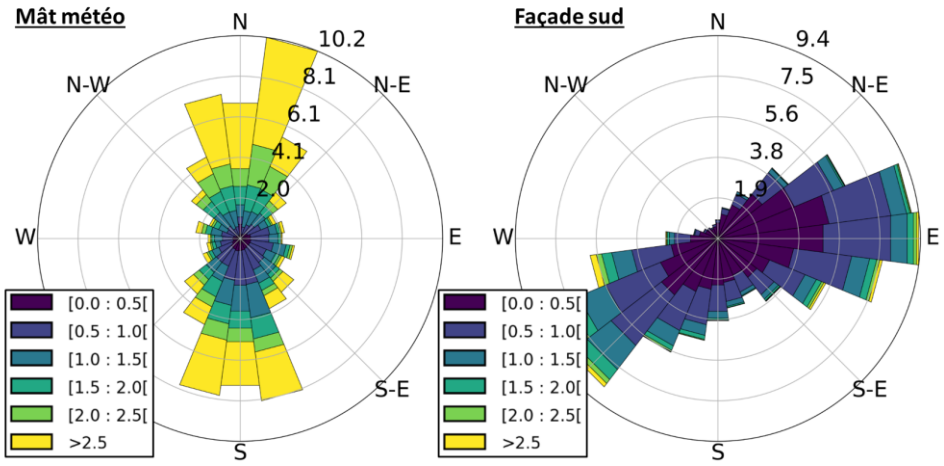


Figure 2.15 : Comparaison des roses des vents entre mesure météorologique (gauche) et mesure au mât local en façade sud (droite).

La Figure 2.15 compare les roses des vents entre le vent de la station météorologique et le vent local au niveau de la façade sud. On observe que la direction dominante N/S du site est localement déviée pour être parallèle au mur. Les vitesses de vent locales sont plus faibles, ce qui est également illustré dans les Figure 2.16 et Figure 2.17. La corrélation entre les vitesses de vent est variable (Figure 2.16), confirmant que la vitesse de vent local dépend non seulement de la vitesse météo mais aussi de la direction du vent météo. La distribution de la vitesse du vent est similaire sur les quatre façades (Figure 2.17).

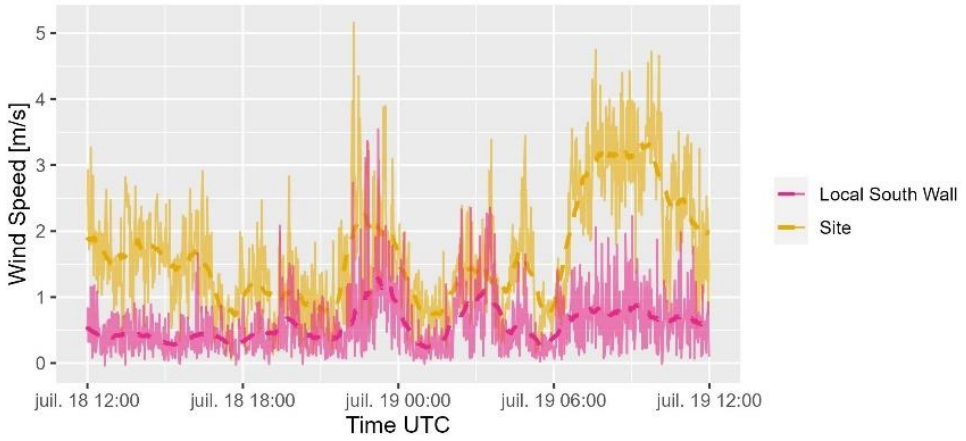


Figure 2.16 : Comparaison de la vitesse de vent entre station météo et mât local façade sud. Trait plein : mesure brute. Trait pointillé : moyenne horaire.

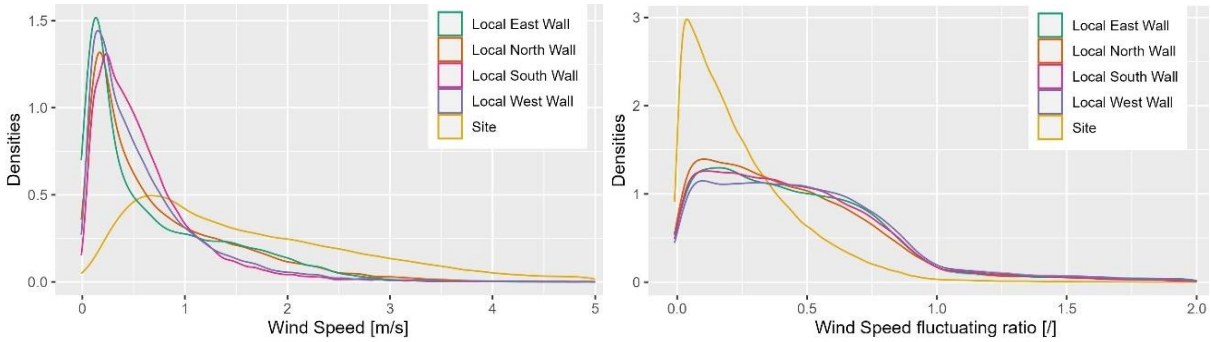


Figure 2.17 : Gauche : Comparaison des distributions de vents. Droite : ratios de turbulence entre la station météo et les mâts en local des façades. Remarque : les vitesses de vent en façade sont mesurées sur des périodes différentes.

En outre, le vent du site et le vent local présentent tous deux des fluctuations. Ceci peut être étudié plus en détail en divisant la vitesse du vent en une composante moyenne horaire $\overline{U}$ et une composante fluctuante U' (Park, 2013). $\overline{U}$ est calculée par une moyenne glissante centrée sur une période de $\pm$ 30 min (Hyndman, 2009) :

$$U = \overline{U} + U' \text{ avec } \overline{U_t} = \frac{1}{61}\sum_{t-30\leq i\leq t+30} U_i \qquad (2.1)$$

Pour vérifier l'importance de la composante de fluctuation du vent par rapport au vent moyen, nous pouvons calculer la distribution du rapport $\frac{|U'|}{\overline{U}}$ (Figure 2.17). Dans notre cas, on constate que ce rapport est principalement inférieur à 0,5 pour la vitesse du vent sur le site, alors qu'à proximité de la façade, il est plus uniformément réparti entre 0 et 1. Cela indique que l'effet de la partie fluctuante du vent peut avoir un effet du même ordre que sa valeur moyenne horaire sur la pression en façade du bâtiment et donc sur le taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre.

2.3.1.2 Variabilité entre mesures météo et mesures de vitesses d'air intérieures

Les vitesses d'air mesurées par les boules chaudes ont une incertitude spécifiée de $\pm$ 0,2 m/s. Or, les vitesses d'air intérieures mesurées peuvent être très faibles, car :

- L'ACR résultant des ouvertures en oscillo-battant est modéré.
- La section du tube de courant de l'écoulement à travers les pièces est très large, résultant en une diminution des vitesses d'air.
- Des capteurs de vitesses ne sont pas positionnés dans le tube de courant.

Afin d'obtenir des mesures avec une meilleure interprétabilité, nous avons choisi de réaliser et d'analyser des tests spécifiques pour lesquels les fenêtres ont été ouvertes en grand (à la française). Les Figure 2.18 et Figure 2.19 présentent les vitesses d'air intérieur obtenues avec les grandes ouvertures en configurations traversantes (E/W) et (N/S). Dans les deux cas, on observe de fortes fluctuations des mesures, mettant en évidence le régime turbulent de l'écoulement. Dans la configuration traversante (N/S), on observe un net écart entre les deux capteurs situés dans la cuisine (N) qui enregistrent des vitesses de l'ordre de 0,5 m/s, et ceux situés dans le salon (W), qui enregistrent des vitesses de l'ordre de 0,1 m/s. Dans la configuration traversante (E/W), les capteurs aux mâts (E) et (W) enregistrent tous les deux des vitesses de l'ordre de 0,1 m/s. Une analyse de la corrélation entre les vitesses d'air météo et les vitesses d'air intérieur est disponible en annexe E. En résumé, l'analyse des vitesses d'air aux différentes positions intérieures donne des résultats cohérents avec les configurations testées. Cependant, une analyse plus détaillée ne semble pas pertinente, d'une part à cause de la complexité de la topologie de l'écoulement dans le grand volume, d'autre part à cause de la limite de précision et le bruit des capteurs pour les faibles vitesses d'air.

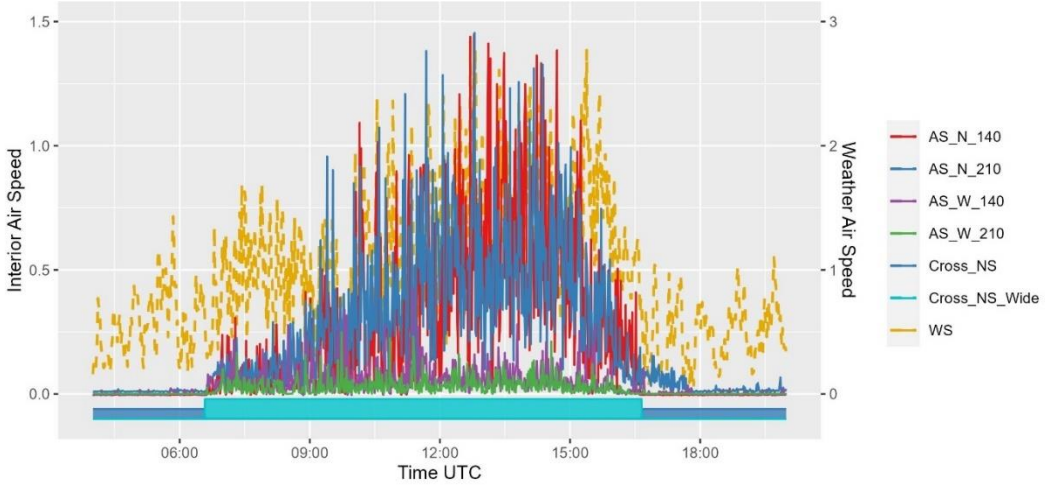


Figure 2.18 : Comparaison entre les vitesses d'air météo et les vitesses d'air intérieures pour la configuration traversante (N/S) avec grande ouverture (« Cross_NS_Wide »).

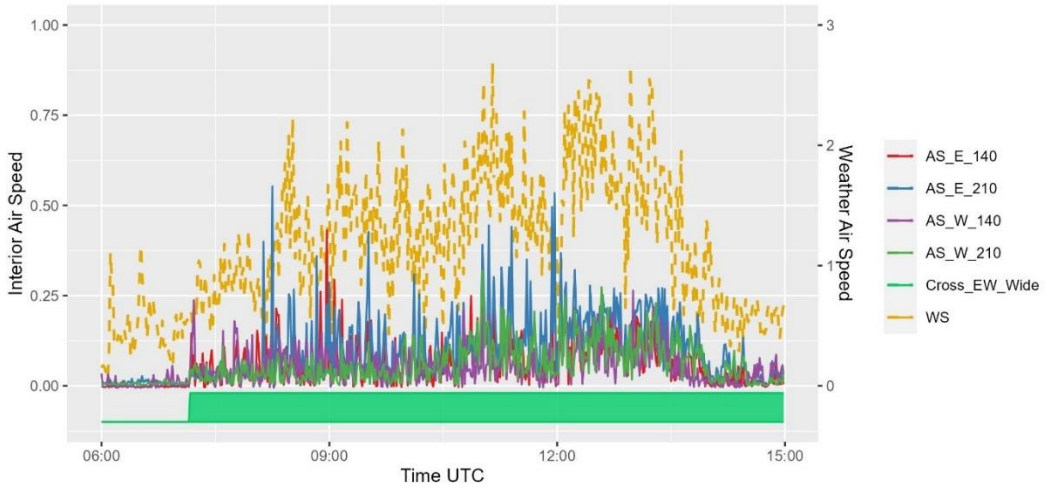


Figure 2.19 : Comparaison entre les vitesses d'air météo et les vitesses d'air intérieures pour la configuration traversante (E/W) avec grande ouverture (« Cross_EW_Wide »).

2.3.2 Analyse des distributions de CO_2 et de température

Les mesures en températures et concentrations de CO_2 en fonction des injections et ouvertures de fenêtres sont illustrées en Figure 2.20. L'ensemble des trois mois de mesure sont disponibles en annexe F.

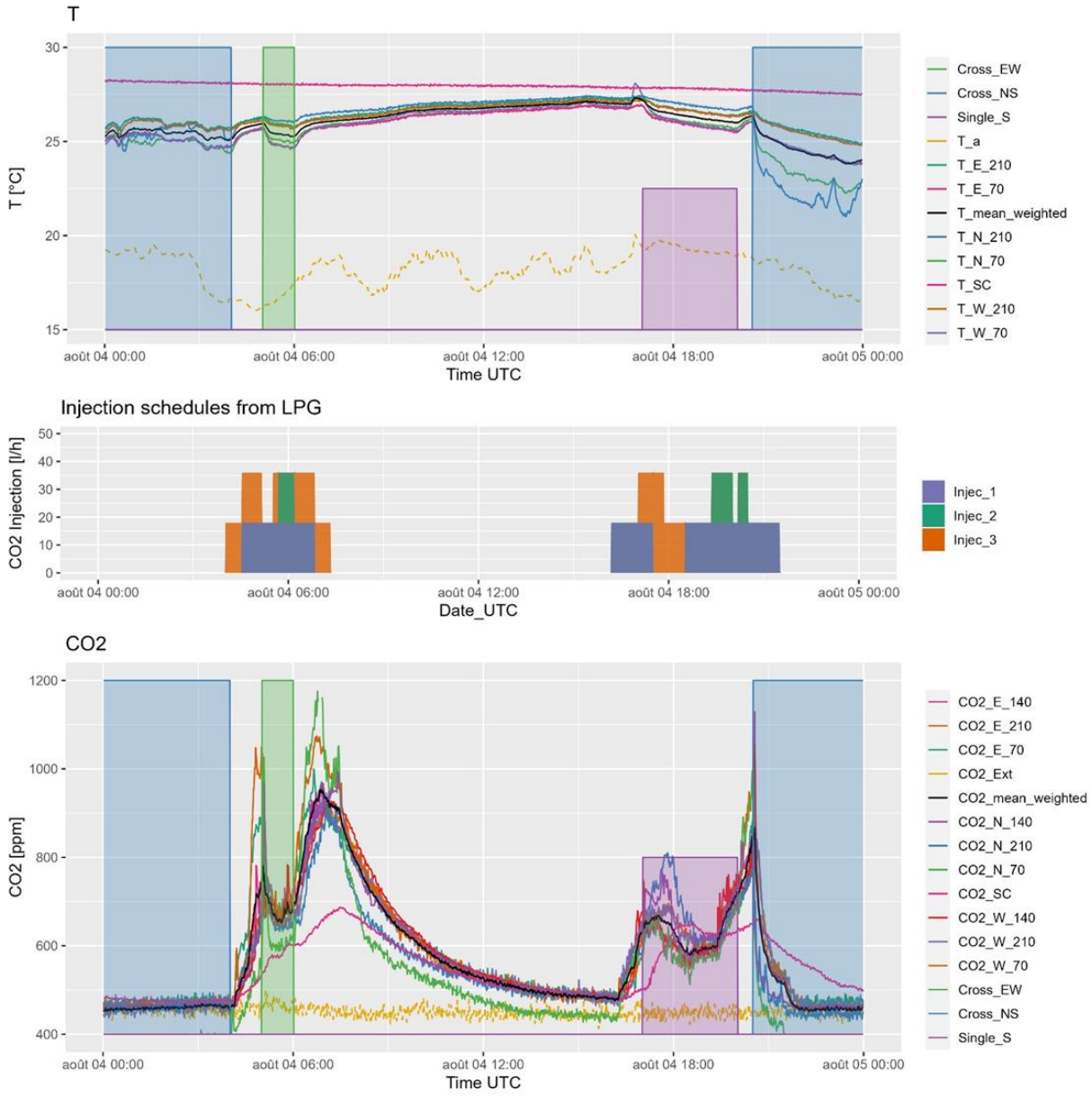


Figure 2.20 : Mesures des températures, injections de CO_2, et mesure des concentrations en CO_2, en fonction des ouvertures de fenêtres. Illustration sur une journée type (04/08/2023).

2.3.2.1 Distribution spatiale des concentrations de CO_2

L'analyse des distributions de concentration de CO_2 est une contribution au champ de recherche de la ventilation naturelle. En effet, la manière dont « les distributions sont affectées par les sources d'émissions et les mouvements d'air dans la pièce reste inconnue » (Mahyuddin and Awbi, 2010). De plus, dans l'optique d'utiliser ces mesures pour l'estimation de l'ACR, il est

nécessaire d'évaluer les biais par rapport à une hypothèse mono-zone avec homogénéité parfaite (Sherman, 1990). Notre cas d'étude comprend des scénarios d'occupation et d'ouvertures réalistes, ainsi que l'activation de la VMC, et donc une réponse en concentration de CO_2 riche et complexe à analyser. Les mesures en concentration de CO_2 (Figure 2.20) décrivent une réponse en CO_2 cohérente avec les scénarios d'injection et d'ouverture de fenêtre effectués :

- Croissance du CO_2 lors des injections.
- Décroissance lente si les fenêtres sont fermées, décroissance plus rapide si elles sont ouvertes.

A noter que la réponse en concentration de CO_2 des deux volumes [salon+cuisine] et [cage d'escalier] est clairement différentes : les circulations d'air sous le détalonnage de porte ou via les défauts d'étanchéité ne sont pas suffisantes pour homogénéiser l'air des deux volumes. Même si les tendances générales des mesures entre les neuf capteurs du volume [salon+cuisine] restent similaires, nous observons une certaine hétérogénéité. Les écarts moyens et maximums entre capteurs sur l'ensemble de la campagne sont respectivement de 116 ppm et 1325 ppm. Les écarts sont donc assez faibles en moyenne, mais peuvent atteindre des valeurs élevées ponctuellement. Ces écarts entre capteurs sont la conséquence de :

- Différentes positions d'injection.
- Différentes topologies de circulations d'air.

En effet, une accumulation plus importante peut être observée par endroit si le CO_2 n'est pas diffusé suffisamment rapidement dans la zone. Par exemple une injection dans la cuisine uniquement n'est pas instantanément diluée dans l'ensemble du volume [cuisine+salon]. La mesure d'un capteur peut également être différente des autres s'il est positionné à proximité de la position d'injection. Les mouvements d'air (par infiltration ou ouverture de fenêtre) peuvent également favoriser le renouvellement d'une zone par rapport à une autre.

A noter également que, contrairement à l'analyse des vitesses d'air pour lesquelles la réponse aux conditions extérieures peut être considérée instantanée par rapport au pas de temps de 1 min, la concentration en CO_2 est une grandeur persistante dans le temps. Cela signifie qu'une hétérogénéité en concentration de CO_2 produite à un instant se propage dans le temps.

La Figure 2.21 propose, pour notre cas d'étude, une visualisation « macroscopique » des concentrations de CO_2 mesurées entre chaque capteur, en fonction de la configuration d'ouvrants, et de la position d'injection. Les concentrations de CO_2 sont plus faibles en configurations traversantes « Cross_NS » et « Cross_EW », qu'en configuration mono-façade « Single_S ». Lorsque l'occupant se trouve dans la cuisine ($Injec_3$), la concentration en CO_2 est plus élevée dans la cuisine ($CO2_N_x$) que dans le salon ($CO2_E_x$ et $CO2_W_x$). En revanche, lorsque l'occupation est dans le salon ($Injec_1$ et/ou $Injec_2$), la concentration en CO_2 est plus élevée dans le salon ($CO2_E_x$ et $CO2_W_x$) que dans la cuisine ($CO2_N_x$). A noter qu'une stratification verticale du CO_2 entre les hauteurs des capteurs ne semble apparaître que dans la configuration « Single_S ».

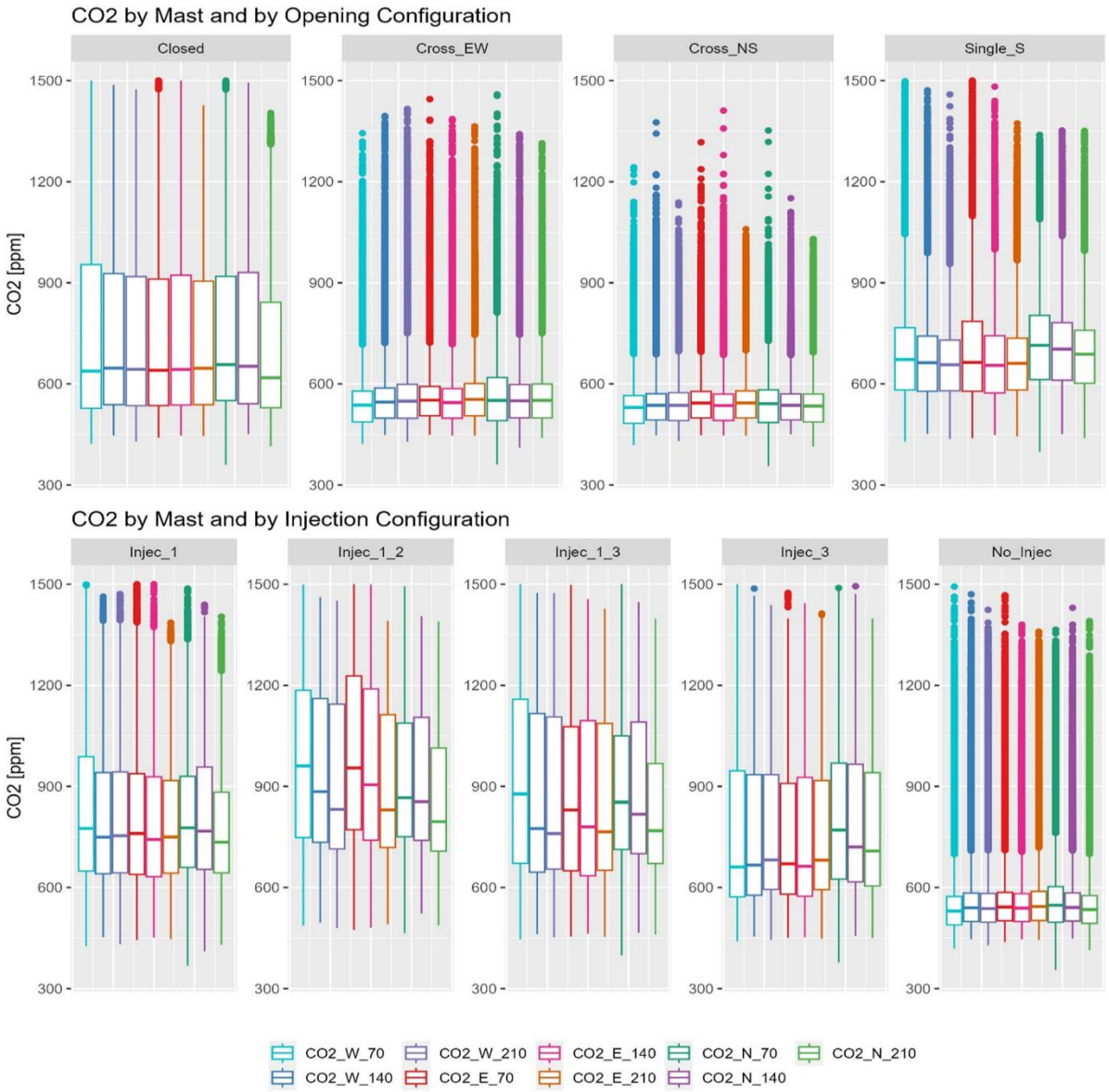


Figure 2.21 : Distributions du CO_2 à différentes positions et hauteurs. En haut : séparées par configurations d'ouvrants. En bas : séparées par positions d'injection.

2.3.2.2 Distribution spatiale des températures

Les écarts moyens et maximums entre capteurs de températures du volume [salon+cuisine] sur l'ensemble des données sont respectivement de 1,0 °C et 4,9 °C (Figure 2.20). Les écarts les plus importants sont observés lors des ouvertures de fenêtres. Cet effet lié au renouvellement d'air est d'autant plus marqué que l'écart entre la température intérieure et extérieure est important. De plus, certains écarts peuvent s'expliquer par des caractéristiques thermiques différentes d'un endroit à un autre (apports solaires, inertie thermique). A noter que malgré l'utilisation d'une protection solaire entourant les capteurs, une exposition directe au rayonnement solaire peut perturber la mesure. Une illustration « macroscopique » des températures mesurées entre chaque capteur en fonction de la configuration d'ouvrants est proposée en Figure 2.22. Nous observons la stratification de la température entre les capteurs à une hauteur de 70 cm (T_x_70) et à une hauteur de 210 cm (T_x_210) d'environ 1 °C, indépendamment de la configuration d'ouvrants.

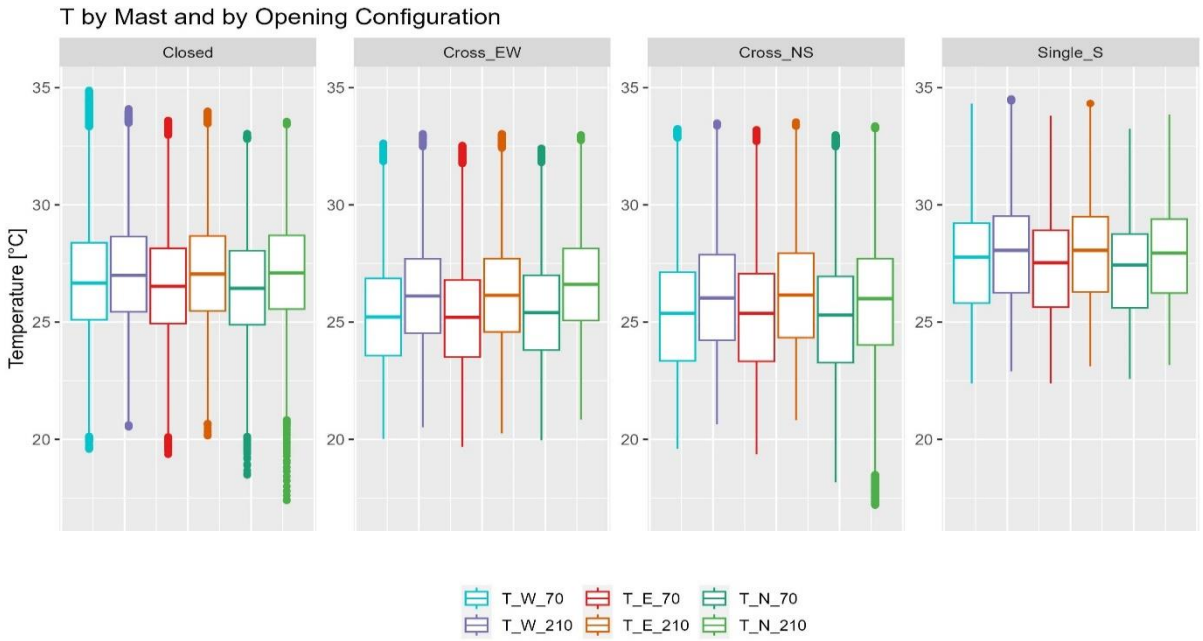


Figure 2.22 : Distributions des températures à différentes positions et hauteurs. Séparées par configurations d'ouvrants.

2.3.2.3 Calcul des concentrations en CO_2 et températures de référence

L'analyse des distributions en CO_2 a démontré le caractère multizone de l'écoulement naturel dans le bâtiment et donc les biais que peux induire l'utilisation de la méthode des gaz traceurs dans sa version mono-zone (Sherman, 1990). Les mesures ne peuvent pas être prises en une unique position. Un challenge pour la suite du travail est donc de déterminer la valeur de CO_2 de référence qui va minimiser le biais. La littérature présente différentes méthodes : utiliser une simple moyenne de tous les capteurs (S. Fan et al., 2021), utiliser une moyenne pondérée par le volume (Liu et al., 2018), (Zhang et al., 2023), ou uniquement le capteur en aval du flux d'air, au plus près de la sortie (Lo and Novoselac, 2012). On serait tenté d'élaborer une méthode de sélection du meilleur capteur en fonction de la position d'injection et du sens du flux d'air. Cependant, une telle méthode suppose la connaissance à priori du sens du flux et va introduire des discontinuités dans le calcul du CO_2 de référence lors du changement de position de mesure considérée. De plus, une telle méthode est difficilement généralisable. Afin de réaliser un compromis entre complexité de la méthode et représentativité du volume [salon+cuisine], nous optons donc pour la moyenne pondérée par le volume calculé comme suit.

<u>Moyennes par « mât » (N, E, W) :</u>

$$CO2_x_mean = \frac{1}{3}(CO2_x_70 + CO2_x_140 + CO2_x_210) \text{ avec } x = E, W, N \qquad (2.2)$$

$$T_x_mean = \frac{1}{2}(T_x_70 + T_x_210) \text{ avec } x = E, W, N \qquad (2.3)$$

Moyennes par « zone » (salon : LR, ou cuisine : K) :

$$CO2_LR = \frac{1}{2}(CO2_E_mean + CO2_W_mean) \quad (2.4)$$

$$T_LR = \frac{1}{2}(T_E_mean + T_W_mean) \quad (2.5)$$

$$CO2_K = CO2_N_mean \quad (2.6)$$

$$T_K = T_N_mean \quad (2.7)$$

Moyennes pondérées par le volume :

$$CO2_mean_weighted = \frac{V_K}{V} CO2_K + \frac{V_{LR}}{V} CO2_LR \quad (2.8)$$

$$T_mean_weighted = \frac{V_K}{V} T_K + \frac{V_{LR}}{V} T_LR \quad (2.9)$$

V_K et V_{LR} [m^3] sont les volumes d'air respectifs de la cuisine et du salon. V [m^3] est le volume total d'air [salon+cuisine].

Les valeurs moyennes pondérées pour la concentration de CO_2 ($CO2_mean_weighted$) et la température ($T_mean_weighted$) sont tracées en noir sur la Figure 2.20 précédemment. Si la moyenne pondérée semble approximée au mieux la concentration globale de la zone, elle constitue inévitablement un biais. Des exemples d'écarts observés dans les données du cas test sont illustrés en annexe G.

2.3.3 Définition et analyse d'indicateurs de potentiel d'estimation du taux de renouvellement d'air

2.3.3.1 Analyse des écarts de CO_2 entre intérieur et extérieur $\Delta CO2$

A l'aide du calcul du CO_2 de référence $CO2_mean_weighted$ défini précédemment, nous calculons l'écart intérieur/extérieur $\Delta CO2$ comme suit :

$$\Delta CO2 = CO2_mean_weighted - CO2_Ext \qquad (2.10)$$

Dans notre cas, étant donné que la quantité de CO_2 injectée est faible (2 personnes à 18 l/h), et que la qualité de l'air intérieur est maintenue grâce à une ventilation mécanique constante, la concentration de CO_2 mesurée est majoritairement inférieure à 1000 ppm (Figure 2.20). De plus, la concentration intérieure de CO_2 peut décroître rapidement dans les minutes suivant l'ouverture. La Figure 2.23 présente la répartition de $\Delta CO2$ sur l'ensemble de la campagne, en fonction de la configuration d'ouvrants. Dans notre cas, lorsque les fenêtres sont ouvertes, la distribution de $\Delta CO2$ est inférieure à 500 ppm. Ces résultats sont cohérents avec les calculs de (Persily, 2022) qui, dans le cas résidentiel, estiment des écarts $\Delta CO2$ compris entre 80 ppm et 300 ppm au bout d'une heure d'occupation. Cela constitue une limitation à l'utilisation de l'équation du gaz traceurs par rapport à la limite de non identifiabilité de l'ACR pour de faibles $\Delta CO2$ (Park et al., 2021), (Schreck et al., 2023).

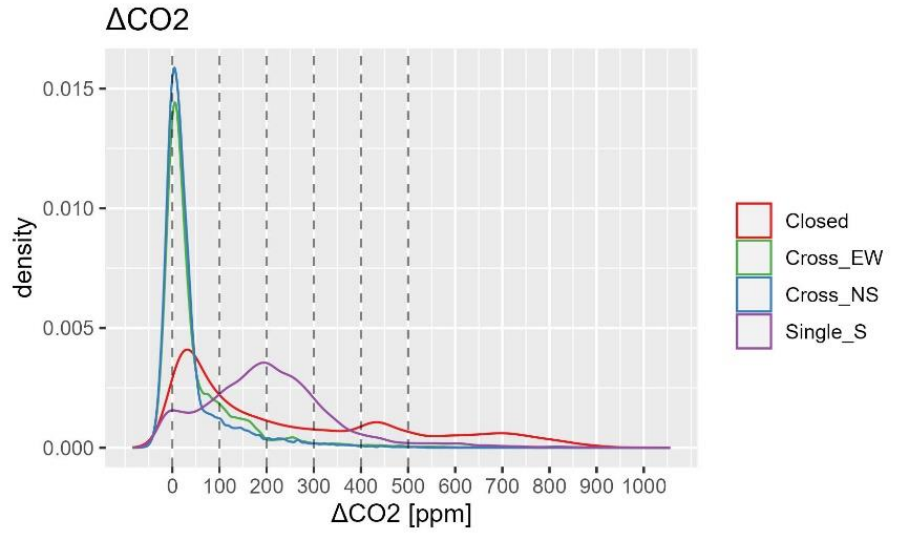


Figure 2.23 : Distribution de l'écart $\Delta CO2$ pour chaque configuration, sur l'ensemble de la campagne. Remarque : les valeurs négatives pour $\Delta CO2$ proviennent du bruit de la mesure de $CO2_Ext$.

2.3.3.2 Définition des indicateurs

Afin d'approfondir le potentiel en CO_2 de notre cas test pour l'estimation des ACRs par résolution de l'équation des gaz traceurs, nous proposons, dans cette partie, de développer et d'analyser de nouveaux indicateurs quantitatifs. Dans le domaine de la QAI, des travaux antérieurs se sont intéressés à différents indicateurs de performance de la ventilation basés sur la concentration de CO_2 (AFNOR, 2009), (Rueda López et al., 2021). Nous ne cherchons pas à évaluer la qualité de l'air (pour laquelle on va chercher à réduire la concentration de CO_2) mais à évaluer le potentiel d'estimation de l'ACR (pour lequel une réduction de CO_2 signifie une baisse du potentiel). Les indicateurs que nous définissons dans la suite sont similaires à ceux utilisés en QAI, mais l'interprétation est différente. En considérant que le taux de renouvellement d'air est calculable lorsque $\Delta CO2$ est supérieur à une valeur seuil $\Delta CO2_t$, nous pouvons introduire l'indicateur N_H [h] comme suit :

$$N_H = \sum_i \delta_i \Delta t \ \ avec \ \delta_i = \begin{cases} 1 \ si \ \Delta CO2 > \Delta CO2_t \\ 0 \ sinon \end{cases} \qquad (2.11)$$

N_H représente le nombre d'heures pendant lesquelles $\Delta CO2 > \Delta CO2_t$, tel que illustré en Figure 2.24. Il convient de noter que l'indicateur N_H ne tient pas compte de la manière dont les valeurs $\Delta CO2$ sont distribuées au-dessus de la valeur seuil $\Delta CO2_t$. Par conséquent, il ne valorise pas plus les instants pour lesquels l'écart en CO_2 est très supérieur à la valeur seuil, que ceux proches de la valeur seuil. Sur la base de cette observation, nous introduisons par analogie à l'indicateur de confort D_H (degrés-heures), l'indicateur $CO2_H$ [ppm h] (ppm-heures) comme suit :

$$CO2_H = \sum_i (\Delta CO2 - \Delta CO2_t) \delta_i \Delta t \ \ avec \ \delta_i = \begin{cases} 1 \ si \ \Delta CO2 > \Delta CO2_t \\ 0 \ sinon \end{cases} \qquad (2.12)$$

$CO2_H$ est le nombre d'heures pendant lesquelles $\Delta CO2 > \Delta CO2_t$, multiplié par l'excès en concentration de CO_2. Il représente la surface au-dessus de la valeur seuil $\Delta CO2_t$, tel que illustré en Figure 2.24. L'indicateur $CO2_H$ donne donc une information utile pour estimer, pour un jeu de données mesurées, quel sera le potentiel d'estimation de l'ACR par la méthode des gaz traceurs.

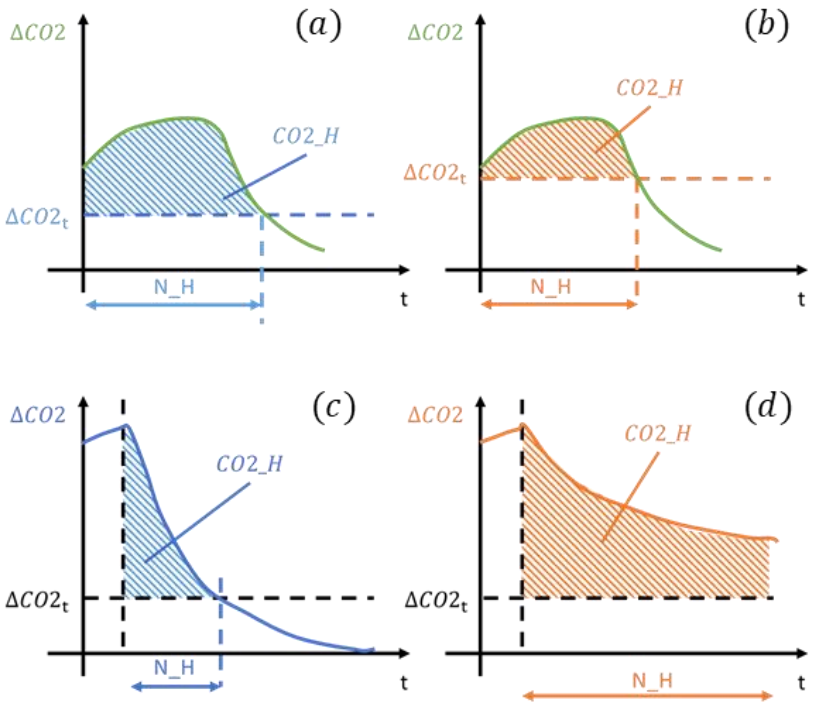
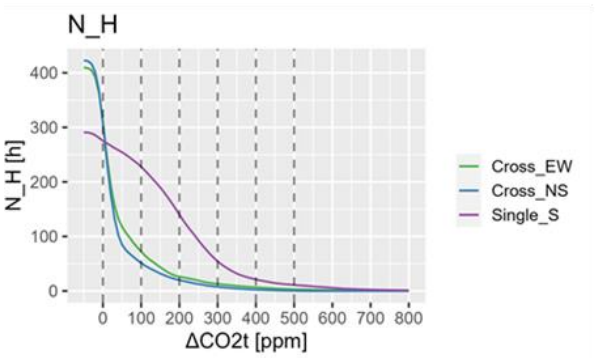
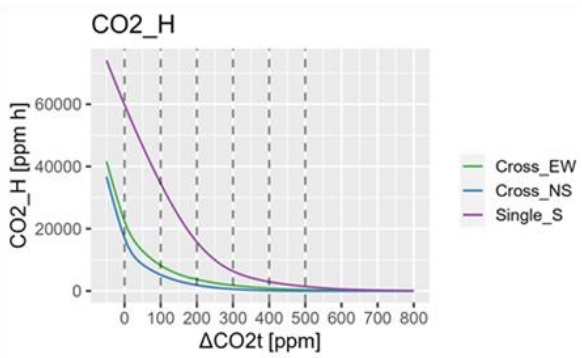


Figure 2.24 : Schéma des indicateurs N_H and CO2_H. Pour un seuil $\Delta CO2_t$ faible (a), ou élevé (b). Pour un ACR élevé (c), ou faible (d).



deltaCO2t	Closed	Cross_EW	Cross_NS	Single_S
0	1238	311	307	276
100	762	72	51	228
200	567	26	20	140
300	451	13	8	54
400	359	7	2	21
500	234	3	0	11



deltaCO2t	Closed	Cross_EW	Cross_NS	Single_S
0	323081	22327	16972	59797
100	226267	8184	5190	34474
200	160810	3695	1884	15716
300	110300	1790	587	6332
400	69831	845	128	2934
500	40680	376	9	1428

Figure 2.25 : Valeurs des indicateurs N_H et CO2_H, pour chaque configuration d'ouvrants, et pour différentes valeurs seuils de $\Delta CO2_t$. Remarque : les valeurs négatives pour $\Delta CO2$ proviennent du bruit de la mesure de CO2_Ext.

2.3.3.3 Analyses des valeurs des indicateurs en fonction de la valeur seuil $\Delta CO2_t$

La Figure 2.25 présente l'évolution des indicateurs N_H et $CO2_H$ pour différents choix de valeurs seuils $\Delta CO2_t$. Lorsque $\Delta CO2_t = 0$ ppm (on considère alors que l'ACR peut être estimé pour n'importe quel écart $\Delta CO2$), N_H et $CO2_H$ indiquent le potentiel maximal des données. Remarque : dans ce cas, N_H devient le nombre total d'heures de réalisation de cette configuration dans la base de données. Lorsque le seuil $\Delta CO2_t$ augmente, les indicateurs N_H et $CO2_H$ chutent rapidement, en particulier pour les configurations « Cross_EW » et « Cross_NS », conformément à la Figure 2.23. Par exemple, pour la configuration traversante « Cross_EW », en choisissant un $\Delta CO2_t = 200$ ppm, N_H et $CO2_H$ diminuent respectivement de 311 h à 26 h (-92 %) et de 22327 ppm.h à 3695 ppm.h (-83 %). En considérant la recommandation de (Park et al., 2021) de prendre un seuil de CO_2 de 1000 ppm (soit $\Delta CO2_t \sim 500$ ppm), le potentiel devient quasi nul lors des ouvertures de fenêtres.

Il faut noter que ces résultats sont propres à notre cas d'étude. Les indicateurs prendront des valeurs différentes pour un bâtiment différent, avec des configurations d'ouvrants différentes et des scénarios d'occupation différents. Les indicateurs permettent néanmoins, sur la base uniquement des données de CO_2 recueillies, d'estimer à priori le degré d'information dans la base de données en vue de l'application de la méthode des gaz traceurs.

2.3.3.4 Analyses des indicateurs : mise en évidence du biais induit dans l'estimation d'une distribution de taux de renouvellement d'air associée à une configuration

La Figure 2.24 (c,d) illustre également que N_H et $CO2_H$ seront plus importants pour un ACR faible que pour un ACR élevé. En effet, pour un même niveau de CO_2 dans la zone avant ouverture, un ACR plus élevé induira une décroissance du CO_2 plus rapide et donc des potentiels N_H et $CO2_H$ plus faibles. Par conséquent, en proportions, pour une configuration donnée, les faibles ACRs seront surreprésentés par rapport aux forts ACR, les forts ACR étant plus difficilement estimables.

Ainsi, la seule analyse de la distribution de l'ACR associée à une configuration de fenêtre pourra ne pas être représentative de la distribution réelle de l'ACR obtenue avec cette configuration. Cela permet de motiver les travaux futurs qui feront le lien entre la valeur estimée de l'ACR et les paramètres physiques tels que le vent ou la température afin de pouvoir reconstruire la distribution complète de l'ACR de la configuration diagnostiquée (chapitre 5).

2.4 Conclusion

En se basant sur la littérature, et au vu des besoins de notre étude, nous avons mis en évidence le besoin de réaliser un nouveau travail expérimental. Le cas d'étude du bâtiment résidentiel I-OB a été présenté. Quatre fenêtres en ouverture oscillo-battant sont pilotées avec un scénario réaliste comprenant deux configurations traversantes et une configuration mono-façade. La production de CO_2 par l'occupant est simulée à l'aide de vannes d'injection asservies et alimentées par des bouteilles de CO_2. L'ensemble des données recueillies au pas de temps 1 min sont traitées et synthétisées dans une base de données rendue disponible pour de futures études (Schreck et al., 2024b).

L'analyse météorologique a mis en évidence un vent dominant nord-sud et la comparaison des vitesses de vent météo aux mesures en proche façade a montré le caractère turbulent de l'écoulement autour du bâtiment : la composante fluctuante étant du même ordre de grandeur que la valeur moyenne. Cela induit des ACRs intérieurs fluctuants, dont la mesure avec des anémomètres à fil chaud est difficile, d'autant plus que les vitesses d'air sont comprises dans l'incertitude des capteurs. Cela confirme l'intérêt d'utiliser la méthode des gaz traceurs pour estimer l'ACR. Une variation journalière de la concentration de CO_2 extérieur a été mesurée entre 400 ppm et 650 ppm, cette variation ne devra pas être négligée.

L'analyse des températures et concentrations de CO_2 intérieures démontre une distribution hétérogène entre les mâts dans le salon et la cuisine, en fonction de la position de l'occupant et de la configuration d'ouvrants réalisée. L'écart en concentration de CO_2 entre les neuf capteurs de la zone [salon+cuisine], sur l'ensemble de la campagne, est assez faible en moyenne (116 ppm), mais peut atteindre jusqu'à 1325 ppm ponctuellement. Cela indique le biais lié à l'hypothèse mono-zone pour l'application de la méthode des gaz traceurs. Nous avons justifié, pour calculer des températures et concentrations de CO_2 équivalentes pour la zone [salon+cuisine], le choix d'utiliser la moyenne des capteurs pondérée par le volume des zones [cuisine] et [salon]. La valeur de référence en CO_2 a servi au développement d'indicateurs quantitatifs du potentiel en CO_2 pour l'estimation de l'ACR par la méthode des gaz traceurs. Selon le seuil d'identifiabilité $\Delta CO2_t$ choisi, les potentiels N_H et $CO2_H$ diminuent rapidement, mettant en lumière la nécessité d'utiliser une méthode robuste aux faibles écarts de CO_2 intérieurs/extérieurs. Enfin, nous avons remarqué que, comme les faibles ACRs auront un meilleur potentiel d'estimation, l'estimation de la distribution de l'ACR, pour une configuration donnée, pourra être biaisée. Les travaux décrits dans ce chapitre ont été communiqués dans (Schreck et al., 2024c).

Chapitre 3

3 Calculs STD du taux de renouvellement d'air du cas d'étude

Résumé

Ce chapitre décrit le développement d'un modèle STD EnergyPlus du cas d'étude du bâtiment I-OB, en détaillant le paramétrage thermique et le réseau aéraulique. Les conditions limites du calcul sont celles de la campagne expérimentale. La cohérence du modèle est vérifiée en comparant ses résultats en température et concentration de CO_2 aux mesures expérimentales. Les résultats en débits sont traités de manière à obtenir un ACR de référence pour la zone [salon+cuisine]. Une analyse de sensibilité par rapport aux incertitudes de conception sur les C_d, C_p, niveau d'étanchéité à l'air, débit de ventilation mécanique et sur le taux métabolique de l'occupant est réalisée avec la méthode de Sobol. En fonction de la configuration d'ouvrants, l'impact de la vitesse et de la direction du vent sur les résultats en ACR est mis en évidence. La sensibilité de la concentration de CO_2 pour les différentes phases de croissance et décroissance est également analysée. Enfin, en fonction du cas d'étude, la sensibilité de l'indicateur de potentiel d'estimation de l'ACR $CO2_H$ est discutée.

Table des matières

3.1 Introduction 79

3.2 Développement du modèle STD 80

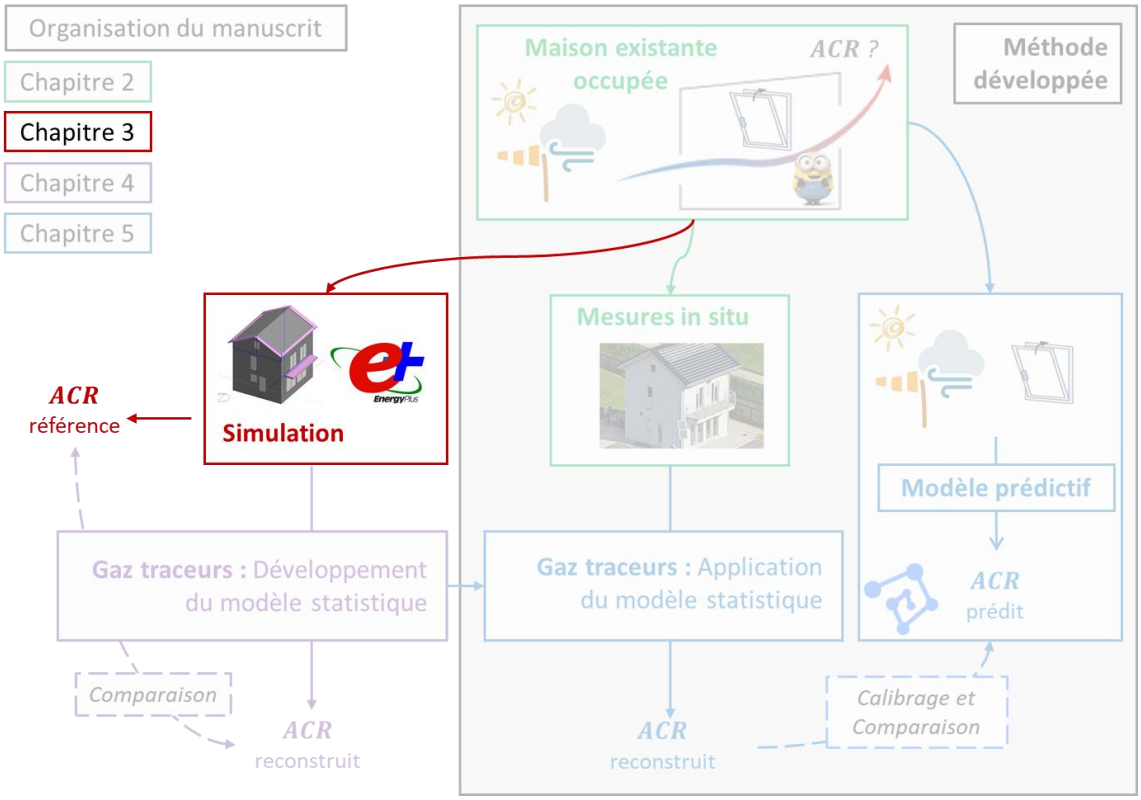
3.2.1 Présentation des outils EnergyPlus, Design Builder et Eppy 80
3.2.2 Géométrie et modélisation thermique 81
3.2.3 Réseau thermo-aéraulique 81
3.2.4 Mise en donnée des conditions limites extérieures et scénarios d'usage 84
3.2.5 Méthodes et paramètres de calcul 85
3.2.6 Sélection des sorties natives 86
3.2.7 Création de nouvelles sorties 87
3.2.8 Visualisation et analyse des sorties en débit d'air 90
3.2.9 Comparaison aux mesures expérimentales 94

3.3 Analyse de sensibilité 97

3.3.1 Objectifs de l'analyse de sensibilité 97
3.3.2 Présentation de l'analyse de sensibilité 98
3.3.3 Méthode et hypothèses de calcul 101
3.3.4 Résultats dynamiques : taux de renouvellement d'air *ACR_Total* 106
3.3.5 Résultats dynamiques : concentration en CO_2 111
3.3.6 Résultats agrégés *CO2_H* 114

3.4 Conclusion 116

Positionnement dans l'organisation générale



3.1 Introduction

L'expérimentation réalisée dans le bâtiment résidentiel I-OB a pu fournir un jeu de données riche en mesure de températures et concentrations de CO_2. Cependant, il n'a pas fourni de mesures de vitesses d'air permettant d'estimer l'ACR de la zone d'étude [salon+cuisine]. Cela va constituer une difficulté dans le développement d'un modèle statistique basé sur l'équation des gaz traceurs car les ACRs estimés ne pourront être comparés à aucune valeur de référence. De plus, le cas d'étude étant un bâtiment réel, multizone, dans un environnement donné, les données mesurées sont complexes, et donc peu adaptées au développement et test du modèle statistique.

Le développement d'un modèle STD permettra d'apporter une réponse à ces limites. En effet, un tel modèle permettra de générer une base de données « maitrisée », contenant à la fois les sorties en température, concentration de CO_2 et ACR. De plus, un tel « banc de test numérique » offre la possibilité de simuler de nouveaux scénarios ou encore de réaliser des analyses de sensibilité des sorties du modèle par rapport aux paramètres aérauliques.

Enfin, il permettra de mettre en perspective les résultats du modèle statistique, en comparant l'approche STD et l'approche expérimentale du problème d'estimation de l'ACR dans un bâtiment réel (chapitres 4 et 5).

3.2 Développement du modèle STD

3.2.1 Présentation des outils EnergyPlus, Design Builder et Eppy

Nous utilisons la version V22.1 d'EnergyPlus, déployée en 2022. EnergyPlus ne possédant pas d'interface de dessin, la géométrie du bâtiment, les compositions de parois et le réseau aéraulique sont créés à l'aide du logiciel DesignBuilder V5-5-2 de 2018 ("DesignBuilder Software Ltd - Home," 2018). La Figure 3.1 illustre le dessin géométrique du bâtiment réalisé. DesignBuilder permet d'exporter un fichier (.idf) qui est le format lisible par EnergyPlus. Puis, le module Python Eppy ("Eppy's documentation," 2022) permet de lire, modifier et écrire le fichier (.idf) afin de pouvoir aisément automatiser la mise en donnée et réaliser des influences sur les paramètres d'entrée. Le calcul est exécuté simultanément sur plusieurs processeurs et les résultats sont post traités grâce au module python energy_plus_wrapper (Cellier, 2022).

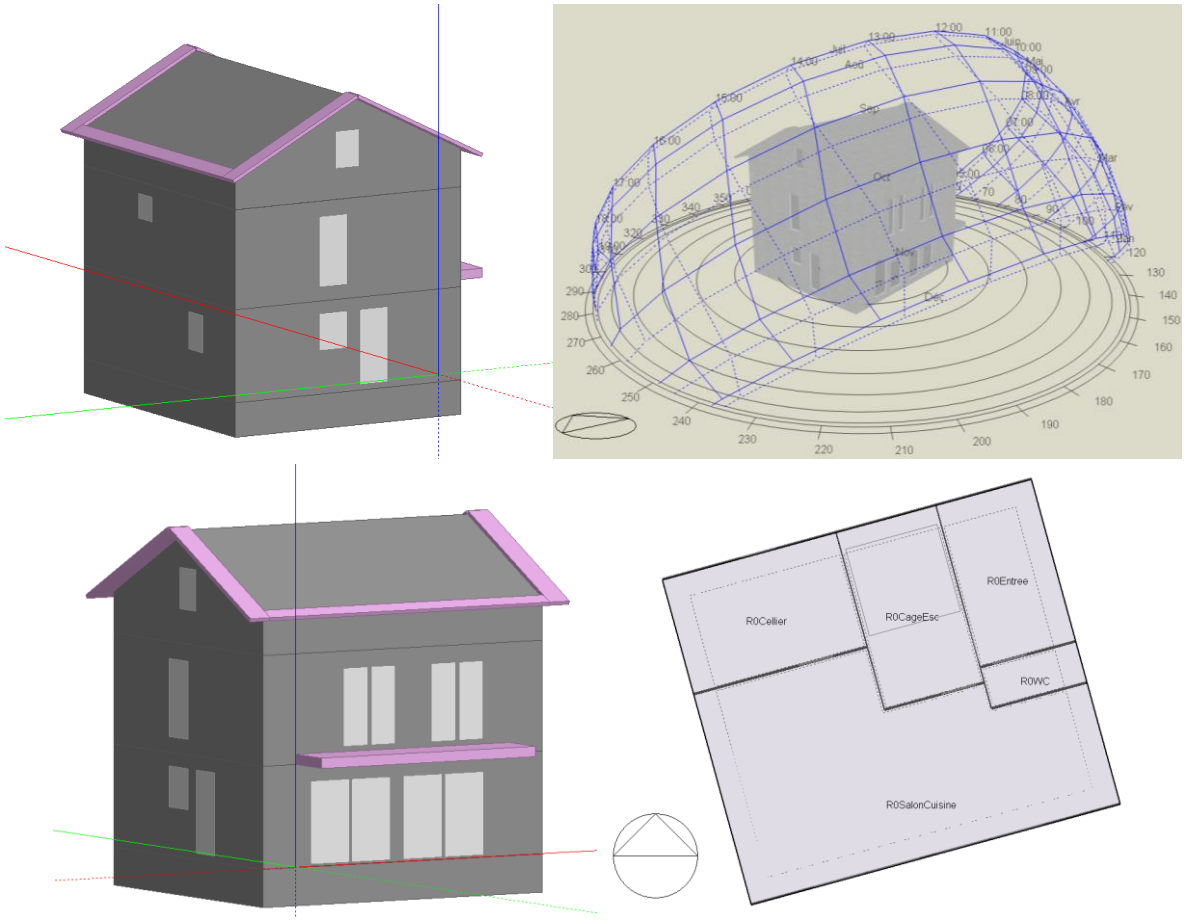


Figure 3.1 : Visuels du modèle DesignBuilder du bâtiment I-OB.

3.2.2 Géométrie et modélisation thermique

Le dessin géométrique et le paramétrage du modèle du bâtiment I-OB ont été réalisés en portant une attention particulière au choix des paramètres listés dans la littérature comme impactant sur les résultats en températures (Goffart, 2014) (Sakiyama et al., 2021c). Cette partie présente et justifie le choix des valeurs nominales pour ces paramètres. Un détail est fourni en annexe H.

En ce qui concerne les apports solaires :

- L'orientation de -15 °C par rapport au nord est respectée.
- Les masques solaires formés par le balcon et le débord de toiture sont modélisés.
- L'albédo du sol environnant est fixé à 0,4 (Goffart, 2014).

Motivé par l'obtention de résultats en températures cohérents avec les résultats expérimentaux, une analyse paramétrique sur les choix des coefficient de gains solaires et de la modélisation des volets sur le résultat en température a été réalisée (annexe J). Les choix suivants sont déduits :

- Les valeurs de coefficients de gain solaire spécifiées par le constructeur (0,55 ou 0,6) sont abaissées à 0,45 afin de tenir compte de l'épaisseur du mur, la salissure des fenêtres et la prise en compte de la tâche solaire dans le modèle.
- Les volets roulants sont modélisés de manière à reproduire la configuration expérimentale : position ouverte en vis à vis des quatre fenêtres pilotées, les autres volets sont en position fermée. La valeur de transmittance solaire des volets est fixée à 0,3 afin de modéliser une fermeture non totale des volets.

Les valeurs des ponts thermiques linéiques aux jonctions sont celles par défaut dans DesignBuilder c'est-à-dire celles recommandées dans le guide ("National Calculation Methodology (NCM) modelling guide," 2013).

L'enveloppe définissant les surfaces déperditives est dessinée coté extérieur du bâtiment. Néanmoins, le calcul des volumes des pièces retranche bien l'épaisseur du mur (40 cm) et des cloisons. Pour rappel, le volume d'air effectif étant un paramètre déterminant dans le calcul de bilan de CO_2, les volumes du salon et de la cuisine ont été corrigés en retranchant respectivement 2 m^3 et 1 m^3 pour tenir compte du faux plafond, du mobilier et des équipements.

3.2.3 Réseau thermo-aéraulique

Les nœuds du réseau aéraulique sont superposés aux nœuds thermiques, c'est-à-dire un par pièce du bâtiment. Chaque pièce est donc modélisée par un nœud de pression, celle-ci étant calculée de manière à être en équilibre avec les pièces adjacentes et l'extérieur (Allard, 1998). La Figure 3.2 schématise le réseau aéraulique autour des pièces du salon et de la cuisine. Les lois de pression aux interfaces sont propres à chaque type (sol, mur, portes, plafond, fenêtres).

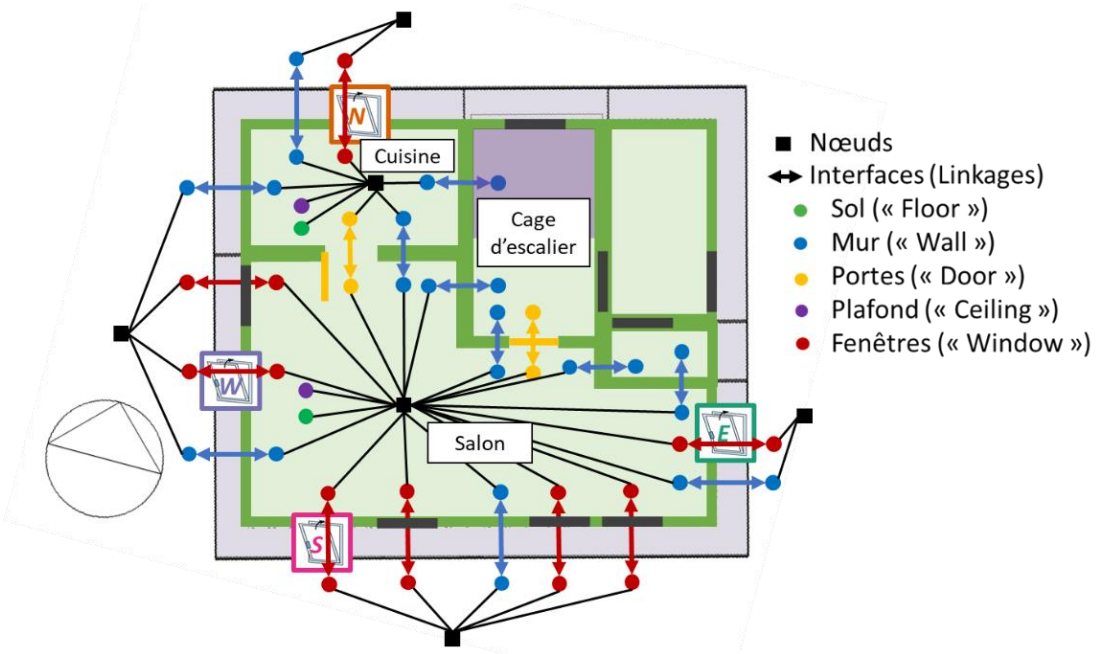


Figure 3.2 : Schéma du réseau thermo-aéraulique autour des nœuds « salon » et « cuisine ».

3.2.3.1 Choix des coefficients de décharge pour les fenêtres et portes

L'estimation du coefficient de décharge (C_d), pour chaque fenêtre en oscillo-battant, est réalisée à partir de la corrélation clapet plat de l'idelcik (Idelcik Memento Des Pertes de Charges.pdf, 1979), voir annexe H. L'impact de l'incertitude sur les valeurs nominales des C_d aux fenêtres sera quantifié et analysé dans la suite. La cage d'escalier entre le RDC et le R+1 est modélisée comme une ouverture horizontale avec un C_d associé de 0,65. Le C_d d'une porte ouverte est de 0,65. Le détalonnage sous les portes constitue une section de passage non négligeable lorsque la porte est fermée et a été mesuré et paramétré à 1,5 cm. Le Tableau 3.1 reprend le calcul des valeurs nominales des C_d. Le modèle recalcule la section de passage effective A_{eff} [m^2] utilisée dans le calcul du débit volumique Q_v [kg/m^3] dans l'équation *(3.1)* :

$$Q_v = C_d A \sqrt{\frac{2\Delta P}{\rho}} = A_{eff} \sqrt{\frac{2\Delta P}{\rho}} \qquad (3.1)$$

	Largeur [cm]	Hauteur [cm]	Ouverture [cm]	Angle [deg]	Perte de charge (Khi) [/]	C_d [/]	$A_{eff} = C_d$*A [m²]
Porte-fenêtre Ouest (W)	80	210	15	4,1	39	**0,16**	0,27
Porte-fenêtre Sud (S)	100	210	15	4,1	39	**0,16**	0,34
Fenêtre Est (E)	70	100	15	8,6	19	**0,23**	0,16
Fenêtre Nord (N)	70	100	15	8,6	19	**0,23**	0,16
Porte ouverte	78	205	/	/	/	**0,65**	1,04
Porte fermée	78	1,5	/	/	/	**0,65**	0,008
Trou horizontal de la cage d'escalier	207	220	/	/	/	**0,65**	2,96

Tableau 3.1 : Coefficients de décharge des grandes ouvertures renseignés dans le modèle.

3.2.3.2 Modélisation des infiltrations à travers les fissures

Le calcul des infiltrations en débit massiques Q_m [kg/s] à travers les fissures aux interfaces de type « sol », « mur » et « plafond » est réalisé dans EnergyPlus avec la loi puissance équation *(1.10)* : $Q_m = C \times \Delta P^n$. Le coefficient de débit surfacique C et n dépendent du type d'interface et C est proportionnel à la surface de l'interface. Il est donc fastidieux de le calculer et de le renseigner pour chacune des 71 interfaces aérauliques du modèle. Le choix est fait d'utiliser les corrélations implémentées dans DesignBuilder calculant les coefficients C et n pour chaque interface en fonction de cinq niveaux d'étanchéités [« $Très\ mauvais$ », « $Mauvais$ », « $Moyen$ », « Bon », « $Excellent$ »]. Le détail des valeurs de C et n pour différentes interfaces est fourni en annexe H. Les classes d'étanchéités « $Excellent$ », « Bon » et « $Moyen$ » donnent des ACRs par infiltration dans notre résultat de calcul de respectivement 0,04 h^{-1}, 0,08 h^{-1} et 0,28 h^{-1}. Or, dans sa revue sur les ACRs dans les bâtiments résidentiels, (Nazaroff, 2021) rapporte des ACRs d'infiltrations de l'ordre de 0,28 $\pm$ 0,09 h^{-1} pour les bâtiments existants et 0,11 $\pm$ 0,02 h^{-1} pour les bâtiments neufs. Le bâtiment I-OB ayant été construit sur des standards passifs, nous retenons pour nos calculs la catégorie d'étanchéité nominale « Bon », qui donne un résultat cohérent d'un bâtiment résidentiel récent. Néanmoins, l'impact de ce choix de conception sur le résultat sera quantifié et analysé dans la suite.

3.2.3.3 Modélisation des coefficients de pression

Nous choisissons d'utiliser par défaut la corrélation en coefficients de pression (C_p) établie par Swami et Chandra (Swami and Chandra, 1988) car elle est l'une des plus répandues (Brandan et al., 2018). Les C_p sont calculés pour chaque direction de vent en interpolant linéairement entre les pas d'angles de 45°. Une comparaison avec la corrélation proposée par (Liddament, 1986) et implémentée dans DesignBuilder sera proposée dans la suite.

3.2.3.4 Profil de vent incident

Le choix du type de terrain dans l'objet « Building.Terrain » détermine la loi de correction apportée au profil de vent incident en prenant compte de la couche limite due à la rugosité du terrain (Breesch, 2006). La vitesse locale à la hauteur z [m], V_z [m/s], est calculée en fonction de la vitesse météorologique V_{met} mesurée à la hauteur z_{met} comme suit :

$$V_z = v_{met}\left(\frac{\delta_{met}}{z_{met}}\right)^{\alpha_{met}}\left(\frac{z}{\delta}\right)^{\alpha} \qquad (3.2)$$

α, α_{met} [/], δ et δ_{met} [m] sont les exposants et hauteurs de couches limites locales et météorologiques. L'environnement de la station météo et du bâtiment étant peu denses, nous choisissons l'option EnergyPlus « Country » recommandée pour un environnement plat et ouvert. Les coefficients associés sont $\alpha = \alpha_{met} = 0{,}14$ et $\delta = \delta_{met} = 270$ m. Nous avons $z_{met} = 10$ m, l'équation *(3.2)* se simplifie en :

$$V_z = v_{met}\left(\frac{z}{10}\right)^{0,14} \qquad (3.3)$$

Par exemple, la Figure 3.3 représente le profil de vent appliqué localement pour un vent météorologique mesuré de $v_{met} = 2$ m/s.

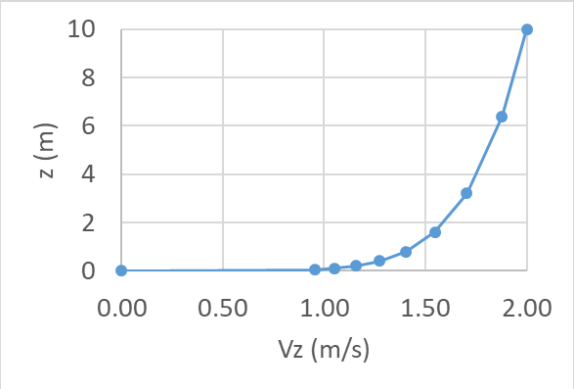


Figure 3.3 : Profil logarithmique de vent tenant compte de la couche limite pour un vent mesuré à 2 m/s à une hauteur de 10 m. Avec les paramètres $\alpha = \alpha_{met} = 0{,}14$ et $\delta = \delta_{met} = 270$ m.

3.2.4 Mise en donnée des conditions limites extérieures et scénarios d'usage

Dans cette partie nous explicitons les différents scénarios imposés comme conditions aux limites en entrée des calculs. Les scénarios sont ceux réalisés expérimentalement et présentés au chapitre précédent (chapitre 2). Toutes les bases temps sont au fuseau horaire UTC et synchronisées au pas de temps 1 min. Un fichier météo (.epw) est généré à partir des mesures réalisées sur le site INCAS pendant la campagne expérimentale (Figure 2.4).

Les scénarios suivants sont imposés dans le calcul via les objets « Schedule:File » d'EnergyPlus :

- **Concentration de CO_2 extérieur :** Nous avons vu dans le chapitre précédent que les variations de CO_2 extérieur ne peuvent pas être négligées. La concentration de CO_2 en entrée de simulation est celle mesurée pendant la campagne (capteur $CO2_Ext$).
- **Injection de CO_2 :** La présence d'occupants dans le salon ou dans la cuisine est simulée via une source de CO_2 de valeur imposée. La source est appliquée directement aux nœuds « salon » ou « cuisine » selon la position d'injection réalisée expérimentalement (injecteurs $injec_1$, $injec_2$ et $injec_3$).
- **Ouverture des fenêtres et portes :** le pilotage des ouvertures des quatre fenêtres du salon et de la cuisine est imposé. Les positions des portes sont constantes : ouverte pour la porte entre le salon et la cuisine et fermé pour la porte entre le salon et la cage d'escalier (Figure 3.2).
- **VMC double flux :** le débit de VMC double flux avec rendement de récupération de chaleur à 92 % est modélisé via l'objet « DesignSpecification:OutdoorAir ». A noter que ce débit d'air est imposé dans la zone « salon » uniquement pour être cohérent avec

les positions des bouches d'insufflation et d'extraction des mesures expérimentales. Il n'est pas couplé au calcul débit/pression du réseau aéraulique : notre modèle ne calcule donc pas les interactions d'équilibrage entre la ventilation mécanique et la ventilation naturelle. Pour rappel, le débit mesuré expérimentalement est de Q_MV_in = 21,2 m^3/h. Nous imposons donc cette valeur de débit constante. L'impact d'une incertitude sur cette valeur sur le résultat en CO_2 sera analysé dans la suite.

A noter qu'aucun système de chauffage, refroidissement, ou d'eau chaude sanitaire n'est modélisé. De plus, nous ne modélisons aucune source de chaleur interne telles que l'éclairage, la production de chaleur métabolique, ou les équipements électriques. Ces hypothèses sont toutes cohérentes avec le montage expérimental, à l'exception de la négligence de la présence des boitiers d'acquisition électroniques. Néanmoins, les apports de chaleur associés peuvent être négligés par rapport aux apports solaires en été.

3.2.5 Méthodes et paramètres de calcul

Le détail des méthodes peut être trouvé dans ("EnergyPlus Version 22.1 Documents," 2022).

3.2.5.1 Méthodes de résolution thermique

Pour la partie thermique, les méthodes par défaut sont conservées.

Calcul	Méthode
Bilan de flux thermique : solide	ConductionTransferFunction schéma FullyImplicitFirstOrder
Bilan de flux thermique : solide/air	Intérieur : TARP Extérieur : DOE-2
Bilan de flux thermique : transport	ThirdOrderBackwardDifference

Tableau 3.2 : Choix des méthodes et paramètres de résolution numériques du modèle thermique.

3.2.5.2 Méthodes de résolution aéraulique

Le système d'équation formé par les relations débits/pression à chaque interface aéraulique est de taille $n \times n$, n étant le nombre de nœuds. La méthode de Newton est utilisée pour résoudre de manière itérative le système. Afin de faciliter la convergence et de faire baisser le temps de calcul de simulation, les critères de convergence du calcul aéraulique ont été élargis (Tableau 3.3). Il a été vérifié que la relaxation de ces paramètres n'a pas d'impact sur les résultats de simulations en annexe J.

Critère	Défaut	Choisi
Nombre d'itération	1000	30000
Tolérance relative	0,0001	0,01
Tolérance absolue	0,000001	0,0001

Tableau 3.3 : Critères de convergence pour le bilan de masse du réseau aéraulique.

3.2.5.3 Pas de temps de simulation

Comme nous souhaitons évaluer l'impact de la fluctuation du vent sur les débits, nous résolvons les équations au pas de temps minimum autorisé de 1 min. Sauf indications contraires, les calculs STD dans la suite sont au pas de temps 1 min. L'impact d'une relaxation du pas de temps de 1 min à 5 min sur le résultat en ACR et en concentration de CO_2 est non négligeable (annexe J).

3.2.5.4 Initialisation de la simulation

EnergyPlus initialise la simulation à une température de 23 °C. Un écart dans l'initialisation peut se propager dans les premières semaines de simulation. Afin de démarrer le calcul avec une distribution des températures dans les zones et dans les murs qui est représentative du bâtiment dans son environnement, le premier jour de simulation est répété jusqu'à convergence des températures maximales et minimales. Les critères de convergence de l'initialisation ont été resserrés (Tableau 3.4). De plus, nous ajoutons 10 jours de simulations en amont de la période d'intérêt pour s'assurer de l'établissement de la dynamique thermique (Spitz, 2012).

Critère	Défaut	Choisi
Seuil de convergence en température	0,4 °C	0,1 °C
Nombre maxi de répétition	25	100
Nombre mini de répétition	1	10

Tableau 3.4 : Critères d'initialisation de la température.

3.2.6 Sélection des sorties natives

Parmi le grand nombre de sorties disponibles dans EnergyPlus, les principales sélectionnées pour notre étude sont résumées dans le Tableau 3.5.

Variable de sortie *EnergyPlus*	Nomenclature	Support
Température opérative [°C] *Zone Operative Temperature*	T_LR_STD T_ K_STD T_SC_STD	Nœud
Débits massiques Qm [kg/s] *AFN Linkage Node 1 to Node 2 Mass Flow Rate* *AFN Linkage Node 2 to Node 1 Mass Flow Rate*	Qm_Door_LR_out, Qm_Door_LR_in, Qm_Door_K_out, Qm_Door_K_in, Qm_Win_W_out, Qm_Win_W_in, Qm_Win_S_out, Qm_Win_S_in, Qm_Win_E_out, Qm_Win_E_in, Qm_Win_N_out, Qm_Win_N_in	AFN Linkage
Concentrations de CO_2 [ppm] *AFN Node CO_2 Concentration*	CO2_LR_STD CO2_ K_STD CO2_SC_STD	Nœud
Door_X : à travers la porte X Win_X : à travers la fenêtre X LR : Salon ; K : Cuisine ; SC : Cage d'escalier out : sortant ; in : entrant		

Tableau 3.5 : Sorties natives dépouillées du calcul EnergyPlus, pour les zones salon, cuisine et cage d'escalier R+1.

Les températures et les concentrations de CO_2 sont calculées à chaque nœud. Remarque : les températures dépouillées sont les températures opératives calculées comme la moyenne des températures de paroi et de la température ambiante de l'air. En été, l'écart entre la température du mur et la température ambiante est faible, l'écart entre les températures opératives et ambiantes sont inférieures à 1 °C (annexe J).

Les débits massiques bi directionnels sont calculés aux bornes des interfaces « AFN linkages ». Remarque : le sens 1 vers 2 (ou 2 vers 1) des débits à travers les interfaces du réseau aéraulique est défini lors de la création automatique de l'AFN. Dans notre étude, le nœud 1 est le nœud extérieur : pour les interfaces avec l'extérieur, 1 vers 2 signifie débit entrant.

3.2.7 Création de nouvelles sorties

3.2.7.1 Calculs de débits et taux de renouvellement d'air spécifiques

L'ACR de ventilation mécanique ACR_MV_in est recalculé à partir du débit volumique imposé constant en entrée du calcul, soit : $ACR_MV_in = Q_MV_in / Vtot = 21{,}3 / 85 = 0{,}25$ h^{-1}. Cette valeur est tout à fait cohérente avec les résultats de la littérature rapportés par (Nazaroff, 2021) de $0{,}25 \pm 0{,}05$ h^{-1} pour une ventilation mécanique dans un bâtiment résidentiel neuf.

Les ACRs fournis en sorties natives du calcul EnergyPlus (« AFN Zone Ventilation Air Change Rate » et « AFN Zone Infiltration Air Change Rate ») ne considèrent que les débits d'air « neuf » c'est-à-dire de l'air provenant directement de l'extérieur. Leurs valeurs ne sont pas adaptées à notre besoin. Par exemple, pour l'ACR associé au nœud salon, les débits provenant des pièces adjacentes (cuisine, cage d'escalier, vide sanitaire, R+1) ne sont pas comptabilisés. Or, ces débits ne sont pas négligeables :

- Ils participent également au bilan de concentration de CO_2 dans la zone.
- Ils peuvent contribuer de manière non négligeable au rafraichissement (notamment par exemple pour des débits provenant de la cuisine en configuration traversante « Cross_NS »).

Par ailleurs, dans notre cas d'étude, nous souhaitons étudier l'ACR total à travers les deux pièces [salon+cuisine]. Or, celui-ci n'est pas directement disponible en sortie de calcul EnergyPlus. Ainsi, à partir du détail de chaque débit à travers chaque interface (fenêtres, portes, murs, plafonds, plancher) des nœuds « salon » et « cuisine », les ACRs de ventilation (ACR_Win_Total), par infiltrations (ACR_Leak_Total) et total (ACR_Total) ont été recalculés (Tableau 3.6). Les opérations sont résumées ci-après. Le détail est fourni en annexe I.

Somme des débits massiques entrant dans les volumes [salon], [cuisine] et [salon+cuisine], à travers les fenêtres et à travers les défauts d'étanchéités : *Qm_Win_K_in = [somme des débits entrants dans la cuisine par les fenêtres et portes de la cuisine]* *Qm_Win_LR_in = [somme des débits entrants dans le salon par les fenêtres et portes du salon]* *Qm_Win_Total_in = Qm_Win_K_in + Qm_Win_LR_in – [débits échangés à travers la porte entre le salon et la cuisine]*

Qm_Leak_K_in = [somme des débits de fuite entrants dans la cuisine]
Qm_Leak_LR_in = [somme des débits de fuite entrants dans le salon]
Qm_Leak_Total_in = Qm_Leak_K_in + Qm_Leak_LR_in – [débits de fuites échangés entre le salon et la cuisine]

Débit massique total entrant dans le volume [salon+cuisine] :
Qm_Total_in = Qm_Leak_Total_in + Qm_Win_Total_in

Conversion des débits massiques en taux de renouvellement d'air :
#ACR à travers les fenêtres et détalonnage de porte du volume [salon+cuisine] [vol/h]
*ACR_Win_Total = Qm_Win_Total_in / Rho/ Vtot * 3600*
#ACR à travers les défauts d'étanchéités du volume [salon+cuisine] [vol/h]
*ACR_Leak_Total = Qm_Leak_Total_in / Rho/ Vtot * 3600*

#ACR de la ventilation mécanique imposé en entrée du calcul [vol/h]
ACR_MV_in = Q_MV_in / Vtot

#ACR Total associé au volume [salon+cuisine] [vol/h]
*ACR_Total = Qm_Total_in / Rho/ Vtot * 3600 + ACR_MV_in*
#Avec : Rho = 1,3 kg/m^3, Vtot = 85 m^3

En résumé, ce paragraphe a présenté le calcul de ACR_Total qui ne représente pas uniquement l'air neuf (air extérieur), mais tous les débits entrants (extérieur + pièces adjacentes). De plus, il est la somme des trois contributions d'ACR entrant dans le volume total [salon+cuisine] :

- ACR_Win_Total : ACR entrant à travers les fenêtres et le détalonnage de la porte du salon.
- ACR_Leak_Total : ACR entrant à travers les défauts d'étanchéités des murs, plafond, planchers.
- ACR_MV_in : ACR insufflé par la ventilation mécanique à débit constant de 0,25 h^{-1}.

3.2.7.2 CO_2 et températures de références : reprise de la moyenne pondérée par le volume

Toujours dans l'optique de calculer une seule valeur de température et CO_2 représentative des deux volumes [salon+cuisine], nous réutilisons la même méthode que celle présentée et utilisé avec les données expérimentales chapitre 2, équations *(2.8)* et *(2.9)*. Pour rappel les valeurs de référence pour le volume [salon+cuisine] sont calculées en réalisant des moyennes pondérées par les volumes du salon et de la cuisine. Les valeurs de température et CO_2 de référence pour le calculs STD sont donc calculées comme suit :

$$CO2_mean_weighted_STD = \frac{V_K}{V} CO2_K_STD + \frac{V_{LR}}{V} CO2_LR_STD \qquad (3.4)$$

$$T_mean_weighted_STD = \frac{V_K}{V} T_K_STD + \frac{V_{LR}}{V} T_LR_STD \qquad (3.5)$$

3.2.7.3 Indicateur agrégé : potentiel CO2_H

De même que dans l'expérimental, à partir de la valeur de concentration de CO_2 de référence, pour un scénario de simulation donnée, nous pouvons déduire l'indicateur de potentiel $CO2_H$. L'équation *(2.12)* est adaptée :

$$\Delta CO2 = CO2_mean_weighted_STD - CO2_Ext \quad (3.6)$$

$$CO2_H = \sum_i (\Delta CO2_i)\Delta t \quad (3.7)$$

Nous considèrerons ici $\Delta CO2_t = 0$, c'est-à-dire que $CO2_H$ représente le potentiel CO_2 à partir de la différence entre $CO2_mean_weighted_STD$ et $CO2_Ext$. De plus, de même que dans les résultats expérimentaux, l'indicateur est séparé par configuration d'ouvrants afin de pouvoir les analyser séparément (Tableau 3.6).

Variables dynamiques	**Nomenclature**
Taux de renouvellement d'air ACR par ventilation mécanique [h^{-1}]	*ACR_MV_in*
Taux de renouvellement d'air ACR par ventilation à travers les ouvrants [h^{-1}]	*ACR_Win_Total*
Taux de renouvellement d'air ACR par infiltrations [h^{-1}]	*ACR_Leak_Total*
Taux de renouvellement ACR total [h^{-1}]	*ACR_Total*
Concentration de CO_2 de référence [ppm]	*CO2_mean_weighted_STD*
Température de référence [°C]	*T_mean_weighted_STD*
Indicateurs agrégés	**Nomenclature**
Potentiel en CO_2 [ppm.h] *Calcul séparé par configuration d'ouvrants*	*CO2_H_Closed* *CO2_H_Cross_EW* *CO2_H_Cross_NS* *CO2_H_Single_S*

Tableau 3.6 : Sorties post traitées du calcul EnergyPlus pour le volume [salon+cuisine].

3.2.8 Visualisation et analyse des sorties en débit d'air

Dans le but de vérifier la cohérence du modèle aéraulique, cette partie propose une brève visualisation et analyse des sorties.

3.2.8.1 Visualisation des débits à travers les ouvrants

La Figure 3.4 illustre les débits calculés à travers la fenêtre sud (Win_S) pour les différentes configuration d'ouvrants. Sur la période affichée, on observe que :

- Lorsque la fenêtre sud est fermée les débits sont quasi nuls (< 0,01 kg/s).
- Lorsque la fenêtre sud est ouverte en configuration mono-façade « Single_S » (violet), les débits entrants et sortants sont du même ordre de grandeur (0,1 kg/s), représentatif d'une recirculation d'air à travers l'ouvrant. Le débit net est néanmoins non nul : l'excédent d'entrée ou de sortie le flux d'air passe à travers les défauts d'étanchéité. On note également une faible fluctuation des débits par rapport à leur valeur moyenne, suggérant un impact du vent réduit dans cette configuration.
- Lorsque la fenêtre sud est ouverte conjointement à la fenêtre nord en configuration traversante « Cross_NS » (bleu), les débits d'air sont plus importants (de l'ordre de 0,2 kg/s). La circulation de l'air à travers la fenêtre sud est à sens unique, privilégiant alternativement un flux entrant ou sortant. La fluctuation des débits est grande par rapport à la valeur moyenne, suggérant une forte dépendance au vent.

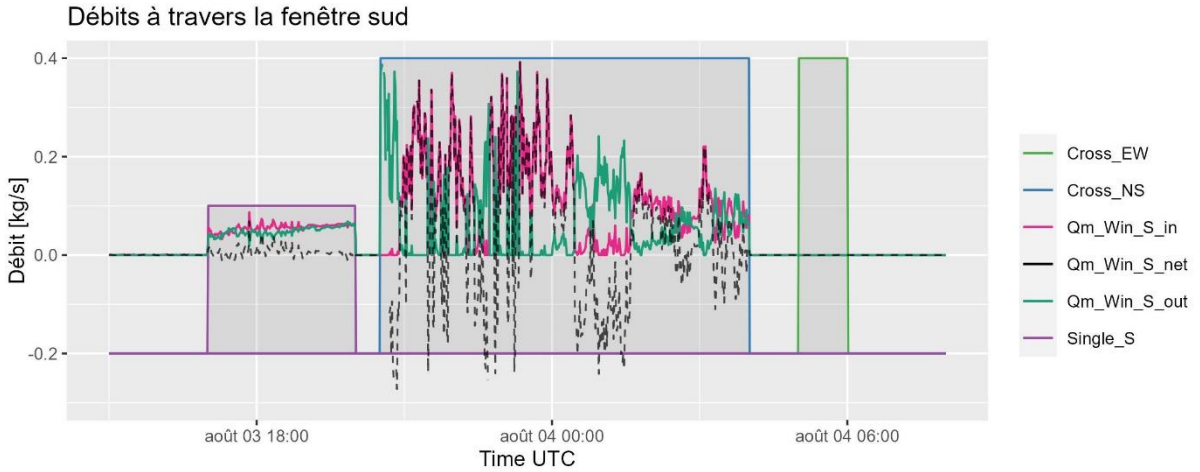


Figure 3.4 : Débits à travers la fenêtre sud.

Après avoir visualisé le détail des débits à travers la fenêtre sud, La Figure 3.5 compare les débits calculés à travers les quatre fenêtres nord (Win_N), sud (Win_S), est (Win_E), ouest (Win_W), et les deux portes du salon et de la cuisine ($Door_LR$) et ($Door_K$), pour les différentes configurations d'ouvrants. Sur la période affichée, on observe que :

- En configuration traversante « Cross_NS » (bleu), la quasi parfaite adéquation entre les débits entrants au sud ($Qm_Win_S_in$) et sortants au nord ($Qm_Win_N_out$) confirme le caractère traversant du flux.

- Dans la configuration traversante « Cross_EW », les débits à travers les fenêtres suivent les mêmes tendances mais avec des amplitudes différentes. Une partie du flux recircule à travers une même fenêtre ou les défauts d'étanchéités.
- Quelle que soit la configuration, le débit à travers la porte du salon vers la cuisine ($Qm_Door_K_out$) est non nul, illustrant la recirculation à travers cette porte laissée ouverte. Le débit à travers la porte est non nul : l'air entre les deux volumes se mélange (Nazaroff, 2021).
- Enfin, on vérifie qu'un débit faible mais non nul (< 0,1 kg/s) traverse la porte du salon vers la cage d'escalier ($Qm_Door_LR_out$) laissée fermée. Ce débit illustre la fuite sous le détalonnage de porte.

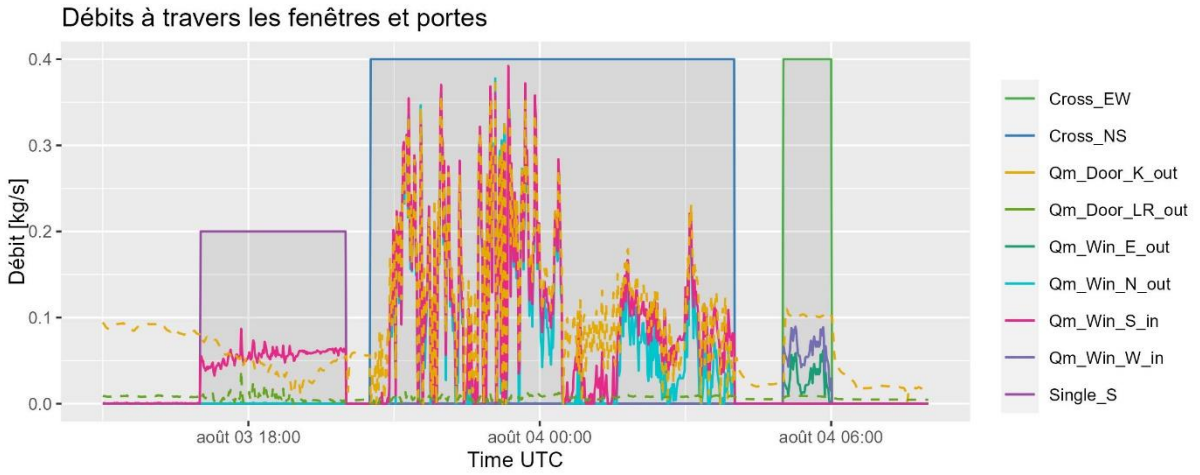


Figure 3.5 : Débits à travers les quatre fenêtres (N,S,E,W) et les deux portes salon (LR) et cuisine (K). Conventions de sens : Door_K_out est un débit du salon vers la cuisine. Door_LR_out est un débit du salon vers la cage d'escalier.

3.2.8.2 Vérification globale des débits, et bilan de masse sur toute la période de simulation

Les analyses précédentes se sont focalisées sur une période de quelques heures à titre d'exemple. Nous analysons maintenant, en Figure 3.6, les débits sur l'ensemble de la simulation reproduisant la campagne expérimentale. Nous pouvons ainsi vérifier que les débits d'air entrants à travers les fenêtres sont cohérents avec les configurations d'ouvrant imposées en entrée du calcul STD. De plus, nous pouvons analyser les ordres de grandeurs et distributions de ces débits : la fenêtre sud admet des débits moyens de l'ordre de 0,05 kg/s en configuration mono-façade « Cross_S » alors qu'ils augmentent à 0,08 kg/s en configuration traversante « Cross_NS ». La variabilité est plus grande en configuration traversante, suggérant une dépendance plus forte aux vitesses et directions du vent. La configuration traversante « Cross_EW » engendre des débits entrants supérieurs à travers la fenêtre ouest que à travers la fenêtre est, suggérant également un impact du profil de vent et/ou des coefficients de décharge. Quelle que soit la configuration, des débits moyens relativement élevés de l'ordre de 0,08 kg/s = 220 m^3/h circulent à travers la porte ouverte entre le salon et la cuisine, en cohérence avec les 200 m^3/h rapportés dans (Nazaroff, 2021). Les débits faibles de l'ordre de 0,01 kg/s traversent le détalonnage de la porte fermée entre le salon et la cage d'escalier.

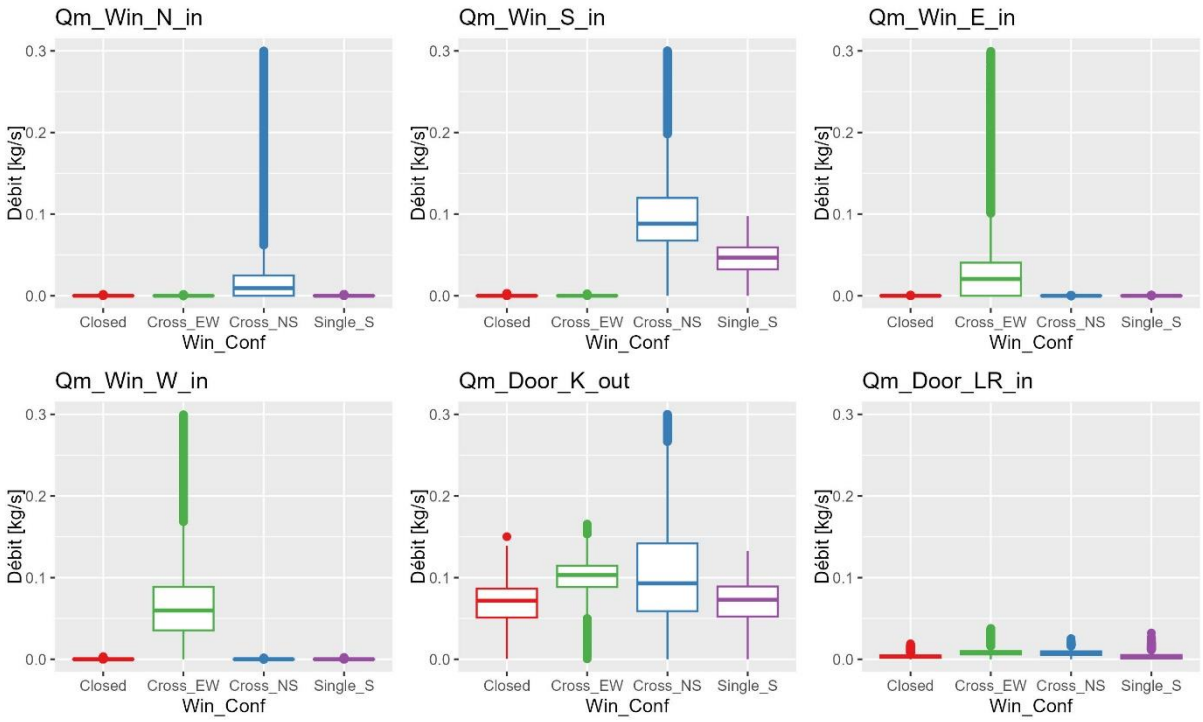


Figure 3.6 : Distribution des débits entrants à travers les fenêtres et les portes. Pour chaque configuration, pour l'ensemble de la période de simulation.

Une vérification du bilan de masse à travers le volume d'étude [salon+cuisine] a été réalisée en Figure 3.7. Quelle que soit la configuration, le bilan de masse total ($Qm_Total_net = Qm_Total_in - Qm_Total_out$) est bien nul. Cependant, les débits nets à travers les fenêtres seules ou à travers les défauts d'étanchéité seuls ne sont pas nuls : l'un compense l'autre. Le détail des calculs des débits nets est disponible en annexe I.

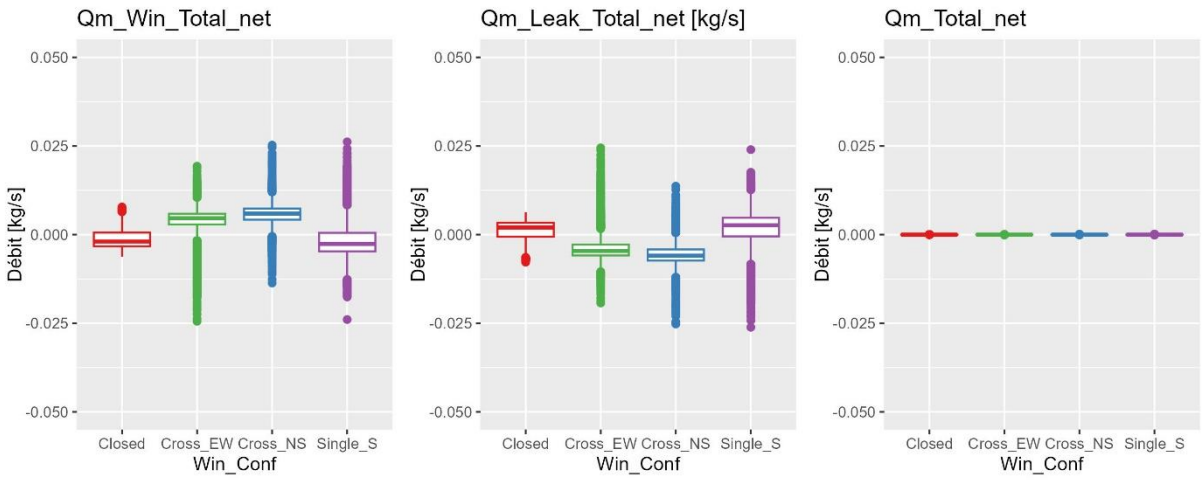


Figure 3.7 : Bilan des débits sur la zone [salon+cuisine]. Par configuration d'ouvrants.

3.2.8.3 Visualisation des taux de renouvellements d'air recalculés

Maintenant que la cohérence des débits a été vérifiée, nous pouvons analyser les ACRs tels que définis précédemment Tableau 3.6. La Figure 3.8 compare les moyennes géométriques, pour chaque configuration d'ouvrants, des trois contributions d'ACR : par infiltrations (en vert), à travers les fenêtres (en violet), et par ventilation mécanique (en bleu) :

- L'ACR par ventilation mécanique a été imposé constant à la valeur de 0,25 h^{-1}.

- L'ACR par infiltration moyen vaut 0,08 h^{-1} lorsque les fenêtres sont fermées (« Closed »), cette valeur correspond à la classe d'étanchéité « Bon » paramétrée en entrée de la STD et cohérent avec la littérature (Nazaroff, 2021). Lorsque les fenêtres sont ouvertes, les infiltrations moyennes varient d'une configuration à l'autre. En effet, elles dépendent de l'équilibre des pressions entre intérieur et extérieur qui est modifié à l'ouverture des fenêtres.

- L'ACR à travers les fenêtres est un ordre de grandeur supérieur aux autres contributions. Les configurations traversantes permettent un ACR plus élevé que la configuration mono-façade. Ces observations sont cohérentes avec la littérature (Nazaroff, 2021). La valeur non nulle de 0,1 h^{-1} en configuration fermée correspond au débit de fuite à travers les fenêtres et à travers le détalonnage de porte.

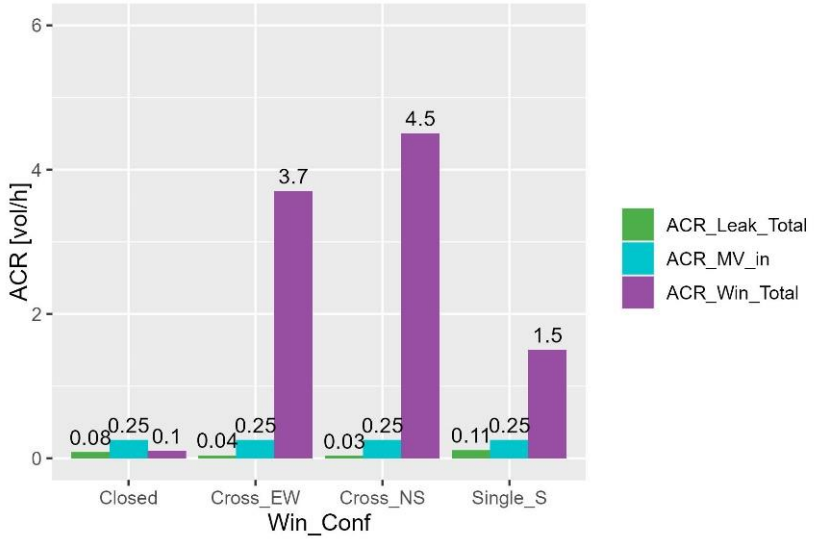


Figure 3.8 : Valeurs moyennes géométriques des ACRs, pour chaque configuration d'ouvrant. A travers les infiltrations (ACR_Leak_Total). A travers les fenêtres (ACR_Win_Total). Ventilation mécanique (ACR_MV_in).

3.2.9 Comparaison aux mesures expérimentales

Dans cette partie, nous terminons de vérifier la cohérence des résultats du modèle STD en comparant les sorties en températures et CO_2 aux mesures expérimentales. A noter que l'objectif n'est ni de valider expérimentalement les sorties du modèle, ni de calibrer ses paramètres. La Figure 3.9 présente les résultats de comparaison pour la zone [salon]. Les zones [cuisine] et [cage d'escalier] sont disponibles en annexe K. A noter que la STD ne fournit qu'un seul résultat en température et concentration de CO_2 par nœud (T_LR_STD et $CO2_LR_STD$). Les résultats sont donc comparés à la moyenne des capteurs expérimentaux dans les même zones ($T_LR_mean_EXP$ et $CO2_LR_mean_EXP$). L'hétérogénéité des différentes mesures expérimentales a déjà été analysée dans le chapitre 2. Nous analysons ci-après les écarts en température et CO_2.

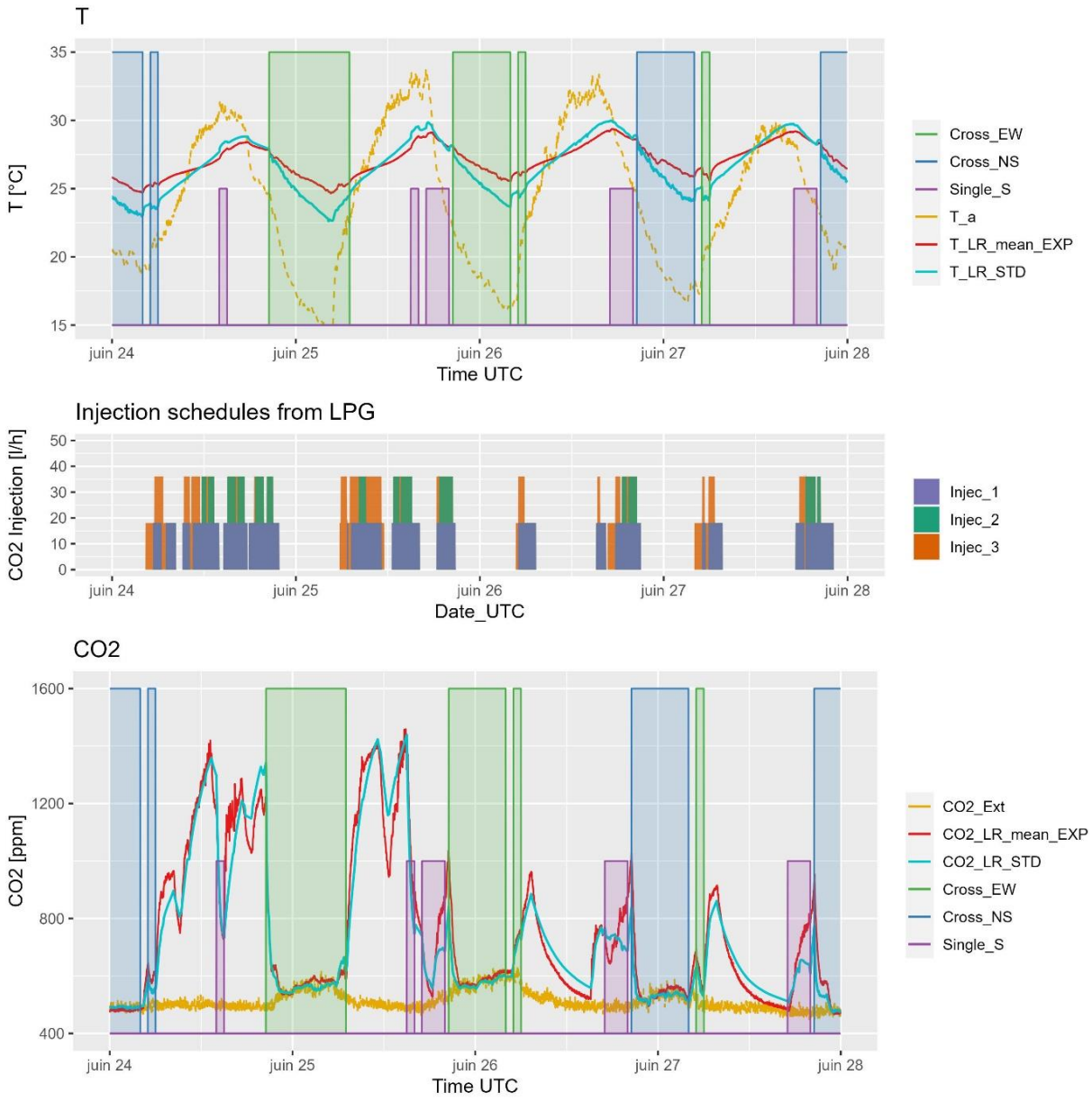


Figure 3.9 : Comparaison entre sorties STD et mesures expérimentales moyennées sur la zone [salon]. Quatre jours types. T_a et CO2_Ext sont les températures et concentration de CO_2 extérieurs.

3.2.9.1 Résultats dynamiques en température

La comparaison des températures montre que les résultats de STD prédisent des températures du même ordre de grandeur que les températures mesurées. Néanmoins, on observe une différence de dynamique. L'amplitude journalière de la température simulée est supérieure à l'amplitude des températures mesurées. Ces écarts peuvent provenir du biais apporté par le modèle, et en particulier des hypothèses prises sur la paramétrisation thermique :

- Les incertitudes sur la modélisation des apports solaires (facteurs de gains solaires et salissure des fenêtres, masques solaires, propriétés des volets, prise en compte de la tâche solaire).
- L'incertitude sur l'inertie du bâtiment liée à la composition et propriétés matériaux des murs et planchers.

Une partie de ces écarts en température peut également provenir des écarts d'ACR entre l'ACR simulé (STD) et l'ACR réel (expérimental).

3.2.9.2 Résultats dynamiques en CO_2

En tenant compte du fait qu'une bonne correspondance en CO_2 entre expérimental et simulation est difficile à obtenir (Dutton et al., 2008), nos résultats affichent une correspondance satisfaisante (Figure 3.9). Cependant, certains écarts sont observés, pouvant provenir de diverses sources :

- Incertitudes sur le débit de CO_2 réellement injecté expérimentalement.
- Incertitudes sur les volumes d'air attribuées aux zones STD.
- Biais de modélisation du réseau aéraulique par rapport à la complexité des mouvements d'air.
- Approximation sur la position d'injection du CO_2 : dans les campagnes expérimentales, nous disposions de deux points d'injections dans le salon. Ces deux points sont regroupés en STD dans le nœud unique du salon.
- Approximation sur l'homogénéité du CO_2 : nous avons vu dans le chapitre expérimental que l'homogénéité du CO_2 n'est pas parfaite. Or en STD, le modèle considère une homogénéisation instantanée et parfaite dans tout le volume représenté par le nœud unique.

Enfin, de même que pour les températures, les écarts observés en concentration de CO_2 peuvent être la conséquence d'écarts entre ACRs simulés et réels (Hou et al., 2023). En effet, une erreur sur l'ACR modifiera la dynamique de croissance et de décroissance. Par exemple, les vitesses de décroissances du CO_2 en configuration fermée illustrées en Figure 3.9 semblent plus lentes dans le résultat STD que dans les mesures expérimentales, suggérant que le calcul STD sous-estime l'ACR pour ces instants.

3.2.9.3 Indicateur agrégé CO2_H

La Figure 3.10 compare les indicateurs de $CO2_H$ par configuration d'ouvrants. L'indicateur issu du calcul STD ($CO2_H_STD$) a été calculé à partir des valeurs de CO_2 de référence (moyennées par le volume des zones) équation *(3.7)*. L'indicateur issu des mesures expérimentales ($CO2_H_EXP$) est calculé tel que décrit équation *(2.12)*. Pour les configurations ouvertes, les $CO2_H$ en STD sont supérieurs à ceux calculés expérimentalement, suggérant que l'ACR par ouverture de fenêtre en STD est surestimé.

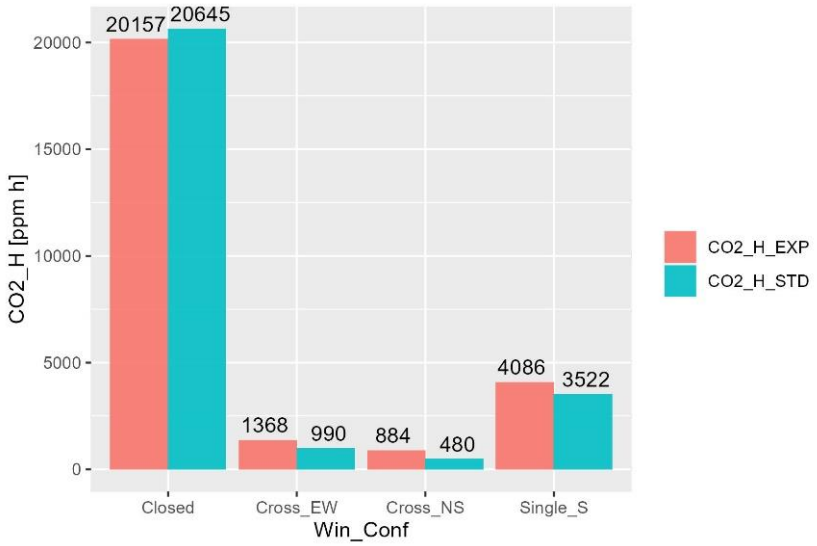


Figure 3.10 : Comparaison des indicateurs de CO2_H, pour chaque configuration d'ouvrants. Période : une semaine type du 22/06/2023-29/06/2023.

3.3 Analyse de sensibilité

3.3.1 Objectifs de l'analyse de sensibilité

Le modèle STD présenté dans la section 3 a fourni un banc d'essai numérique adapté à l'analyse de l'ACR et de la concentration de CO_2 dans le cas d'un bâtiment résidentiel en ventilation naturelle. La comparaison des simulations en CO_2 aux mesures expérimentales a mis en évidence des écarts entre le modèle STD et la réalité. Il serait pertinent de quantifier la variabilité de l'ACR en fonction de l'incertitude sur les paramètres aérauliques du modèle (C_p, C_d, étanchéité à l'air). Il serait également intéressant de voir comment ces incertitudes se propagent sur l'incertitude du calcul de concentration de CO_2 et comment l'indicateur de potentiel d'estimation par méthode des gaz traceurs $CO2_H$ est affecté par les caractéristiques du cas test (niveau d'occupation, étanchéité à l'air).

3.3.1.1 Objectif 1 : Quantifier la variabilité du taux de renouvellement d'air en fonction de l'incertitude sur les paramètres de conception. Analyser la variabilité en fonction des vitesses et directions du vent.

La littérature présente des résultats variables en fonction du cas étudié, du choix des entrées, de leur plage de variation, et des sorties analysées. (Belleri et al., 2013) ont observé qualitativement l'importance des paramètres aérauliques tels que les C_d et profils de vents incidents sur les besoins de rafraichissement et le confort d'été dans un immeuble de bureau. (Monari and Strachan, 2017) ont observé que ce sont les variations de C_p qui permettent la meilleure adéquation entre les résultats du réseau aéraulique et les mesures expérimentales dans le cas d'un bâtiment résidentiel. (Breesch and Janssens, 2005) montrent que le confort thermique dans un bureau ventilé naturellement est beaucoup plus sensible aux C_p en configuration traversante qu'en configuration mono-façade. Au contraire, l'analyse d'incertitude réalisée dans (Hyun et al., 2008) a montré un impact négligeable de l'incertitude des C_p par rapport aux autres paramètres tels que les C_d et profils de vent.

Pour répondre à l'objectif 1, nous allons réaliser une analyse de sensibilité de l'ACR par rapport aux incertitudes sur les paramètres de conception suivants : C_p, C_d, étanchéité à l'air. Analyser les résultats en fonction de la vitesse et de la direction du vent nécessitera une analyse dynamique.

3.3.1.2 Objectif 2 : Quantification de la variabilité de la concentration de CO_2 en fonction de l'incertitude sur l'ACR et le taux de production métabolique des occupants.

La littérature suggère que les incertitudes sur l'ACR et les incertitudes sur le taux métabolique par personne ont un impact majeur sur la mesure de CO_2. Sur la base d'un échantillonnage de 800 STD sur une période d'une semaine, (Bouvier et al., 2019) ont quantifié la variabilité du

CO_2 mesuré dans un bâtiment résidentiel en fonction de l'incertitude sur les paramètres de conception aéraulique (C_p, débit de ventilation mécanique, étanchéité à l'air). A cela ils ont ajouté des incertitudes sur les scénarios d'ouverture de porte et de fenêtre, d'occupation, et l'incertitude de production de CO_2 métabolique. Néanmoins, l'analyse de sensibilité n'est réalisée que sur des indicateurs agrégés, ne permettant pas, par exemple, de quantifier la sensibilité du CO_2 suivant l'ouverture d'une fenêtre. Les auteurs préconisent d'étendre l'étude pour d'autres cas tests et d'autres scénarios d'occupation et d'ouverture de fenêtres. L'analyse de sensibilité réalisée par (Hou et al., 2023) dans le cas d'une salle de classe a montré que l'ACR, le taux métabolique par personne et le nombre d'occupant sont les trois paramètres les plus impactants sur la concentration intérieure de CO_2. Dans leur étude, l'ACR est considéré constant. La sensibilité est également évaluée de manière agrégée. (Oke and Persily, 2023) ont montré que des variations de $\pm$ 20 % du taux métabolique et de l'ACR ont un impact entre 20 % et 35 % sur la concentration de CO_2 mesurée au bout de 1h de croissance, en fonction du type de bâtiment et d'occupant.

Pour répondre à l'objectif 2, nous allons réaliser une analyse de sensibilité du CO_2 par rapport à l'incertitude sur l'ACR et l'incertitude sur le taux de production métabolique par l'occupant. A noter que comme nous considérons dans cette étude que la présence de l'occupant et l'ouverture des fenêtres est parfaitement connue, nous n'analyserons pas la sensibilité par rapport à ces scénarios tel que dans (Bouvier et al., 2019).

3.3.2 Présentation de l'analyse de sensibilité

3.3.2.1 Objectifs d'une analyse de sensibilité

L'analyse d'incertitude cherche à quantifier un intervalle de confiance sur la sortie d'un modèle en propageant l'incertitudes des entrées du modèle. L'analyse de sensibilité prolonge l'analyse d'incertitude en cherchant à déterminer dans quelle mesure la variabilité dans les sorties du modèle peut être attribuée aux variations des différentes entrées du modèle (Saltelli, 2008). Si les variations des entrées correspondent à leur incertitude, les deux analyses se rejoignent (Goffart, 2014).

Une analyse de sensibilité peut répondre à différents objectifs (Iooss and Lemaître, 2015) :

- Identifier les paramètres d'entrées les plus influents du modèle, et dans quel ordre.
- Identifier les paramètres non influents afin de pouvoir les fixer à leur valeur nominale.
- Associer le domaine de variation de la sortie par rapport aux plages de variations des entrées.
- Calibrer les paramètres d'entrée par rapport à une valeur de sortie cible (par exemple mesurée).

3.3.2.2 Méthodes locales et méthodes globales

Deux grandes catégories de méthodes se distinguent : l'approche locale et l'approche globale (Saltelli, 2008). Les méthodes locales consistent à étudier la propagation de petites

perturbations des entrées autour de leur valeur nominale. Elles sont basées sur l'hypothèse d'un modèle linéaire. La perturbation de chaque entrée est réalisée en fixant les autres à leur valeur nominale par une approche « One At a Time » (OAT). Ces méthodes sont peu coûteuses en temps de calcul et permettent de tester un grand nombre de paramètres. Les méthodes globales ont été développées dans le but de s'affranchir des contraintes des méthodes locales (linéarité, variations locales et indépendantes des entrées autour d'une seule valeur nominale) (Iooss and Lemaître, 2015). Elles permettent de considérer la variation simultanée de chaque entrée dans une plage de variation choisie.

3.3.2.3 Méthodes qualitatives et quantitatives

Parmi les méthodes globales, les plus répandues sont la méthode de Morris et la méthode de Sobol (Goffart and Woloszyn, 2021). La méthode de Morris est dite qualitative car elle permet uniquement de classer les paramètres par ordre d'importance. Elle permet également d'évaluer pour chaque paramètre sa linéarité avec la sortie et/ou le degré d'interaction avec d'autres paramètres. Elle ne quantifie pas l'incertitude de la sortie, ni les contributions de chaque entrée sur celle-ci. Au contraire, la méthode de Sobol est dite quantitative car elle attribue des indices de sensibilité à chaque entrée. Elle est basée sur une décomposition de la variance (ANOVA). Elle a l'avantage d'être robuste et appropriée à la complexité des problèmes de la physique du bâtiment. De plus, l'interprétation des indices de Sobol est intuitive (Goffart and Woloszyn, 2021). Néanmoins, elle nécessite de nombreuses évaluations du modèle ce qui peut rendre son coût en temps de calcul prohibitif. Elle n'est donc pas adaptée aux problèmes avec un nombre élevé de paramètres. Certains auteurs utilisent alors une approche hybride combinant Morris (analyse qualitative pour éliminer les paramètres non influents), puis Sobol (analyse quantitative sur les paramètres restants) (Monari and Strachan, 2017). Les différentes méthodes ainsi que leurs avantages et limitations sont résumées dans (Pang et al., 2020).

3.3.2.4 Indices de Sobol

Dans la méthode de Sobol, en considérant les paramètres indépendants, la variance de la sortie V est décomposée de manière unique en somme de variances partielles V_i (Iooss and Lemaître, 2015):

$$V = \sum_i V_i + \sum_{i<j} V_{ij} + \cdots + V_{12\ldots k} \qquad (3.8)$$

V_i est la variance partielle de la sortie attribuée au paramètre i. V_{ij} est la variance partielle de la sortie attribuée à l'interaction entre les paramètres i et j. En divisant par la variance totale, on obtient les indices de Sobol :

$$1 = \sum_i S_i + \sum_{i<j} S_{ij} + \cdots + S_{12\ldots k} \qquad (3.9)$$

S_i est l'indice de sensibilité de premier ordre. Les indices d'ordres supérieurs S_{ij} représentent les interactions entre les paramètres d'entrée. Les indices de Sobol sont donc compris entre 0 et 1. La valeur 0 signifie que le paramètre n'a pas d'impact. La valeur 1 signifie que le paramètre explique à lui seul toute la variation de la sortie.

3.3.2.5 Diverses applications dans le domaine de l'énergétique du bâtiment

Les méthodes d'analyse de sensibilité sont largement utilisées dans le domaine de l'énergétique du bâtiment, une revue récente a été réalisée par (Pang et al., 2020). En fonction des objectifs de l'étude, différents paramètres de sorties sont étudiés. Par exemple : (Faggianelli et al., 2017) et (Goffart and Woloszyn, 2021) ont analysé la sensibilité de la consommation annuelle de bureaux et d'un bâtiment résidentiel respectivement. En ce qui concerne la robustesse d'un bâtiment pour le confort d'été, des études ont analysé la sensibilité du besoin de rafraichissement (Belleri et al., 2013), le nombre d'heures d'inconfort (Breesch and Janssens, 2005), (Machard et al., 2020) ou encore la température opérative (Gondian, 2022). Dans le domaine de la QAI, de nouvelles études ont étudié la sensibilité de la mesure de CO_2 dans une salle de classe (Hou et al., 2023) ou dans un bâtiment résidentiel (Bouvier et al., 2019). A noter que les sorties analysées peuvent être des indicateurs statiques (consommation annuelle, degrés heures) ou des indicateurs dynamiques tels que la température (Monari and Strachan, 2017), (Gondian, 2022). Il en est de même pour les paramètres d'entrées : si la plupart des études utilisent des paramètres constants (résistance thermique du mur, coefficient de décharge etc), de nouvelles méthodes sont développées afin de considérer l'incertitude des paramètres dynamiques météorologiques (Anstett-Collin et al., 2015), (Goffart et al., 2016), (Juricic et al., 2021).

3.3.2.6 Déroulement d'une analyse de sensibilité

La réalisation d'une analyse de sensibilité doit suivre différentes étapes (Lilburne and Tarantola, 2009), (Goffart, 2014) :

1. Définir l'objectif de l'étude.
2. Sélectionner les entrées que l'on veut étudier.
3. Associer un intervalle d'incertitude et une loi de probabilité.
4. Appliquer une méthode de génération pour obtenir les échantillons de N simulations à partir des distributions des entrées.
5. Réaliser les simulations pour chaque jeu d'échantillons afin d'obtenir les N valeurs de la sortie de simulation.
6. Utiliser les résultats de simulation pour l'analyse d'incertitude et le calcul des indices de sensibilité pour quantifier l'effet de chaque entrée sur la sortie.

Le point 1 a déjà été présenté section 3.3.1. Les points 2, 3 ,4 et 5 seront réalisés dans la section suivante 3.3.3. Le point 6 sera analysé dans les sections 0, 0 et 0.

3.3.3 Méthode et hypothèses de calcul

3.3.3.1 Justification de l'utilisation de la méthode EASI RBD-FAST

Répondre aux objectifs 1 et 2 peut être réalisé via un seul calcul faisant varier l'ensemble des paramètres et en analysant conjointement la sensibilité des deux sorties en ACR et CO_2. L'état de l'art réalisé précédemment en ciblant l'étude sur les paramètres liés au réseau aéraulique et au bilan de CO_2 a permis de ne retenir qu'un nombre limité de paramètres : les C_d, C_p, l'étanchéité à l'air, l'ACR de ventilation mécanique et le taux de production métabolique de CO_2. La méthode d'analyse de sensibilité requise doit être globale et quantitative. Le choix se porte donc sur une méthode de Sobol.

Afin d'adresser la limite en complexité du calcul des indices de Sobol, différentes méthodes numériques ont été développées dans la littérature. La méthode fréquentielle FAST (Fourier Amplitude Sensitivity Test) associée à la méthode RBD (Random Balanced Design) réduit considérablement le nombre d'appel au modèle pour l'estimation de chaque indice (Tarantola et al., 2006) (Mara, 2009). L'algorithme EASI (Effective Algorithm for variance based Sensitivity Indices) décompose l'échantillonnage de l'espace des paramètres en un signal triangulaire en amont de la procédure. Plus de détails ainsi qu'une illustration pédagogique peuvent être trouvés dans (Juricic, 2021). L'inconvénient de la méthode EASI RBD-FAST est qu'elle permet uniquement le calcul des indices de premier ordre S_i, et donc les interactions entre paramètres ne sont pas quantifiées. La méthode EASI-RBD-FAST est implémentée dans le paquet Python SALib (Herman and Usher, 2017).

3.3.3.2 Sélection des paramètres, de leur plage de variation et loi de distribution

Les Tableau 3.7 et Tableau 3.8 synthétisent respectivement les paramètres continus et catégoriels.

Paramètres	Valeur nominale	Unité	Incertitude	Distribution $N(\mu\ ;\sigma)$
Cd				
Cd_Win_S	0,16	/	$\pm$ 50 %	Normal (0,16 ; 0,04)
Cd_Win_N	0,23	/	$\pm$ 50 %	Normal (0,23 ; 0,0575)
Cd_Win_E	0,23	/	$\pm$ 50 %	Normal (0,23 ; 0,0575)
Cd_Win_W	0,16	/	$\pm$ 50 %	Normal (0,16 ; 0,04)
ACR de ventilation mécanique				
ACR_MV_in	0,25	h^{-1}	$\pm$ 20 %	Normal (0,25 ; 0,025)
Taux de CO_2 métabolique				
Met_per_p	18	l/h	$\pm$ 20 %	Normal (18 ; 1,8)

Tableau 3.7 : Paramètres continus en entrée de l'étude de sensibilité, plage de variation et loi de distribution associée.

Paramètres	Valeur nominale	Catégories
Etanchéité à l'air (AT)	« Bon »	« *Moyen*», « *Bon* », « *Excellent* »
Cp	« Cp_SC »	« *Cp_SC* », « *Cp_L* »

Tableau 3.8 : Paramètres catégoriels utilisés dans chaque version de calcul.

Paramètres continus

Comme nous souhaitons propager les incertitudes des paramètres aérauliques sur la prédiction de l'ACR, nous appliquons une distribution gaussienne autour de la valeur nominale μ. L'écart type de la loi normale est choisi de manière à ce que l'intervalle de confiance à 95 % corresponde à la plage d'incertitude $\pm X$ % désirée :

$$\sigma = \frac{\mu \times X}{2} \qquad (3.10)$$

L'ouverture des fenêtres en oscillo-battant est plus complexe que la géométrie simple utilisée dans le calcul de perte de charge utilisé pour estimer les coefficients de décharge. Nous choisissons donc une incertitude de $\pm$ 50 % pour les C_d, en cohérence avec les travaux de (Belleri et al., 2013) et (Breesch and Janssens, 2005). En ce qui concerne le débit de ventilation mécanique mesuré à 0,25 h^{-1}, nous appliquons une incertitude de $\pm$ 20 %, en cohérence avec les incertitudes appliquées par (Sakiyama et al., 2021b) et (Bouvier et al., 2019). Enfin, l'incertitude sur le métabolisme pour le cas de deux adultes avec une activité moyenne est estimée à $\pm$ 20 % sur la base des valeurs fournis par (Persily and de Jonge, 2017) et en cohérence avec les valeurs prises dans (Oke and Persily, 2023).

Paramètres catégoriels

La méthode EASI-RBD FAST ne permet pas l'intégration de paramètres catégoriels (Tian, 2013). Nous choisissons donc d'étudier l'impact des incertitudes sur l'étanchéité à l'air du bâtiment (Airtightness, AT), et sur le choix de corrélation pour les coefficients de pression (C_p) en réalisant plusieurs versions du calcul de sensibilité. Chaque version est une répétition de l'analyse de sensibilité avec le même échantillonnage des paramètres continus Tableau 3.7, mais en considérant une autre valeur pour la variable catégorielle, appliquée à tous les échantillons.

Comme énoncé lors du développement du modèle section 3.2.3.2, nous pouvons choisir plusieurs niveaux d'étanchéités (AT) qui impacteront les valeurs de tous les coefficients et exposants des lois débits/pression aux interfaces du réseau aéraulique. Nous avions choisi la valeur « Bon » pour le calcul nominal. Dans cette partie nous analyserons l'incertitude sur l'ACR en fonction des trois catégories : « $Moyen$ », « Bon » et « $Excellent$ ».

Pour les C_p, nous choisissons de comparer l'impact de l'écart entre les deux corrélations de Liddament (Cp_L) (Liddament, 1986) et Swami et Chandra (Cp_SC) (Swami and Chandra, 1988). La Figure 3.11 et le Tableau 3.9 comparent les valeurs des C_p en fonction de l'angle d'incidence du vent, pour chacune des deux corrélations. On observe que les écarts entre les deux corrélations se concentrent sur des angles d'incidences entre 90° et 180°.

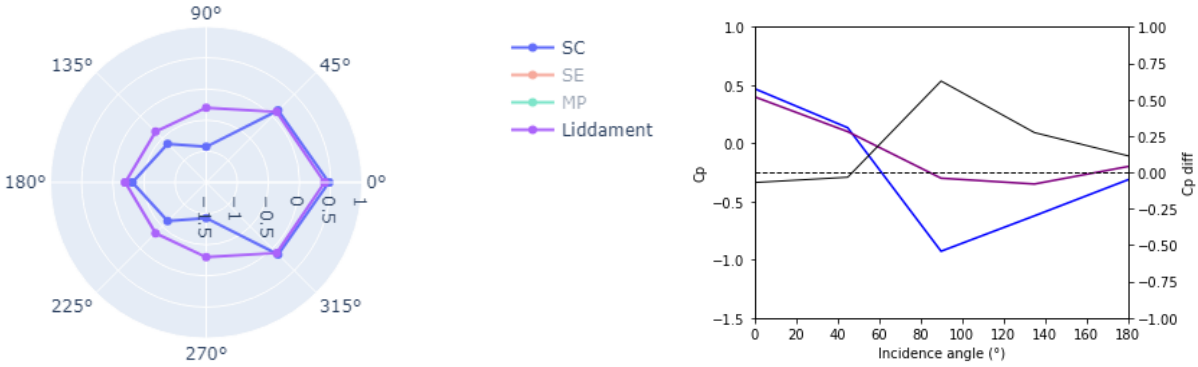


Figure 3.11 : Coefficients de pression des corrélations de Swami et Chandra (SC, bleu) et Liddament (violet). Gauche : diagramme radar. Droite : Comparaison sur graph XY.

Angle (deg)	0	45	90	135	180
« SC »	0,47	0,13	-0,93	-0,62	-0,31
« Liddament »	0,40	0,10	-0,30	-0,35	-0,20

Tableau 3.9 : Coefficients de pression des corrélations de Swami et Chandra (SC) et Liddament.

3.3.3.3 Echantillonnage Latin Hypercube Sampling

Les cinq paramètres continus sont échantillonnés de manière indépendante avec l'algorithme Latin Hypercube Sampling (LHS). Par rapport à un échantillonnage de Monte Carlo, le LHS produit une meilleure couverture de l'espace des paramètres pour un nombre d'échantillons donnés. Il est particulièrement adapté pour les cas où le coût d'évaluation du modèle est élevé car il permet une convergence plus rapide des indices de Sobol. La Figure 3.12 illustre les distributions des six paramètres continus à travers les 1000 échantillons générés par LHS. Les distributions correspondent bien à des lois normales de moyennes et écarts types choisies précédemment. Remarque : le nombre d'échantillons permettant une précision suffisante du calcul sera évalué dans la partie validation du calcul.

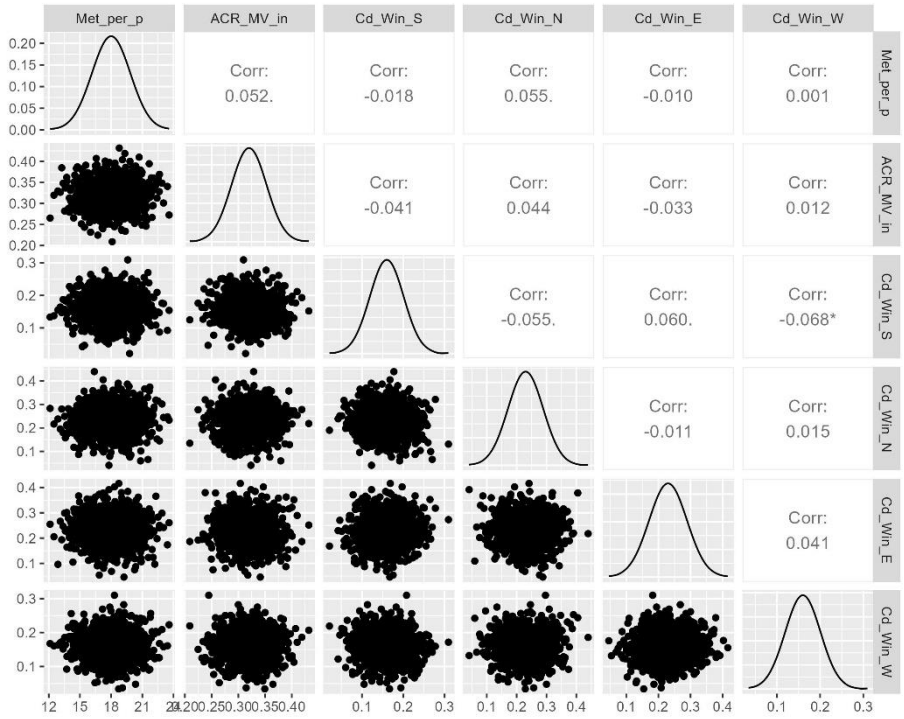


Figure 3.12 : Distributions des six paramètres continus avec 1000 échantillons réalisées avec la méthode LHS.

3.3.3.4 Simulations STD et calculs des indices de Sobol

Afin d'obtenir un compromis sur le coût en temps de calcul, la précision et la richesse des résultats, chaque évaluation du modèle STD est réalisée sur une période de 1 semaine type et le pas de temps de simulation est augmenté de 1 min à 5 min. Les scénarios d'entrée sont ceux réalisés dans la campagne expérimentale du 22/06/2023 au 29/06/2023. Chaque évaluation du modèle produit donc $7 \times 24 \times 12 = 2016$ instants de calculs. Chaque instant de calcul nécessite l'évaluation de l'indice de Sobol S1 associé à chacun des six paramètres continus et pour chacune des deux sorties (ACR_Total et $CO2$).

Une estimation des temps de calcul associés est donnée dans le Tableau 3.10.

	Nombre de processeurs	Temps (min)
Evaluation des 1000 échantillons par le modèle STD avec la bibliothèque Python energy_plus_wrapper (Cellier, 2022)	48	70
Evaluation des 2016 x 6 x 2 = 24192 indices de Sobol avec la bibliothèque Python SALib (Herman and Usher, 2017)	1	1

Tableau 3.10 : Temps de calcul associé aux simulations STD et estimations des indices de Sobol.

3.3.3.5 Vérification de la convergence des indices de Sobol

Afin de vérifier la convergence du calcul des indices de Sobol sur les 1000 échantillons LHS, deux méthodes peuvent être mises en œuvre (Tian, 2013), (Juricic, 2021) :

- Vérifier la convergence des indices pour des sous-ensembles de taille croissante.
- Faire du bootstrap : à partir des 1000 échantillons, on créé de nouveaux échantillonnages de même taille 1000 échantillons en remplaçant certains échantillons par des répétitions d'autres échantillons. Par exemple, en créant 100 nouveaux échantillonnages, la variabilité des indices de Sobol calculée à travers ces 100 nouveaux échantillonnages est représentative de l'incertitude de l'indice testé.

Les deux méthodes ont été mises en œuvre. La Figure 3.13 donne un exemple de vérification de convergence du calcul des indices de Sobol S1. Les indices sont calculés pour les sous-ensembles de taille croissante N = [500, 600, 700, 800, 900, 1000]. Pour chaque calcul d'indice, la Figure 3.13 affiche l'intervalle de confiance à 95 % calculé par bootstrap avec 100 sous échantillonnages.

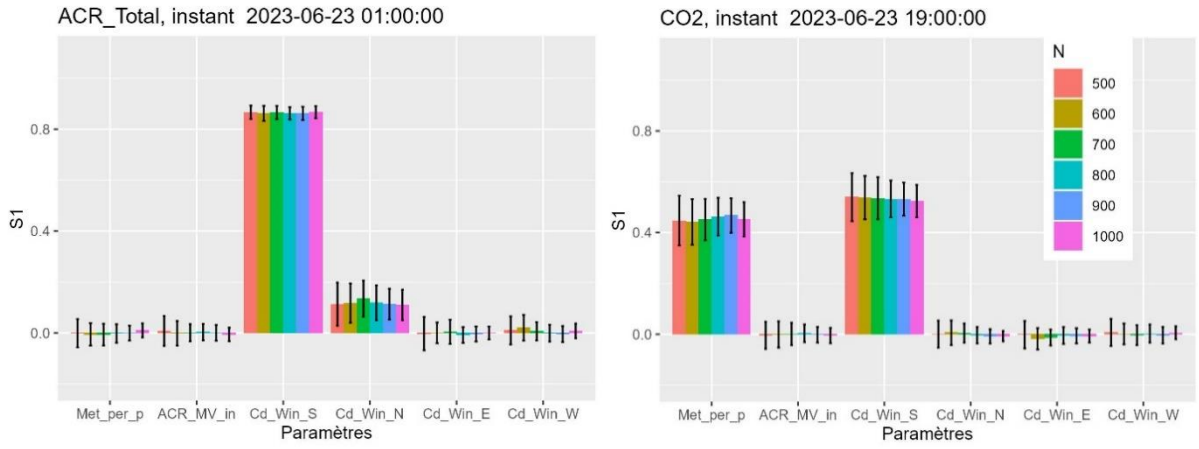


Figure 3.13 : Exemple de vérification de convergence des indices de Sobol. Les barres d'incertitudes représentent l'intervalle de confiance à 95 % avec la méthode bootstrap pour 100 nouveaux échantillonnages. Gauche : sortie ACR_Total. Droite : sortie CO_2.

Entre 800 et 1000 échantillons, les valeurs des indices sont stables. Leur intervalle de confiance à 95 % calculé par bootstrap est de l'ordre de 0,1. Sur la base de ces résultats, et en accord avec les pratiques de la littérature, nous considérons dans la suite que 1000 échantillons permettent d'assurer la convergence des indices de Sobol avec une confiance dans leur valeur de $\pm$ 0,05.

3.3.4 Résultats dynamiques : taux de renouvellement d'air *ACR_Total*

Cette section vise à répondre à l'objectif 1 en explorant la richesse des résultats dynamiques des 1000 simulations STD (Figure 3.14). La sortie sélectionnée pour l'analyse est l'ACR_Total, présenté précédemment section 3.2.7.

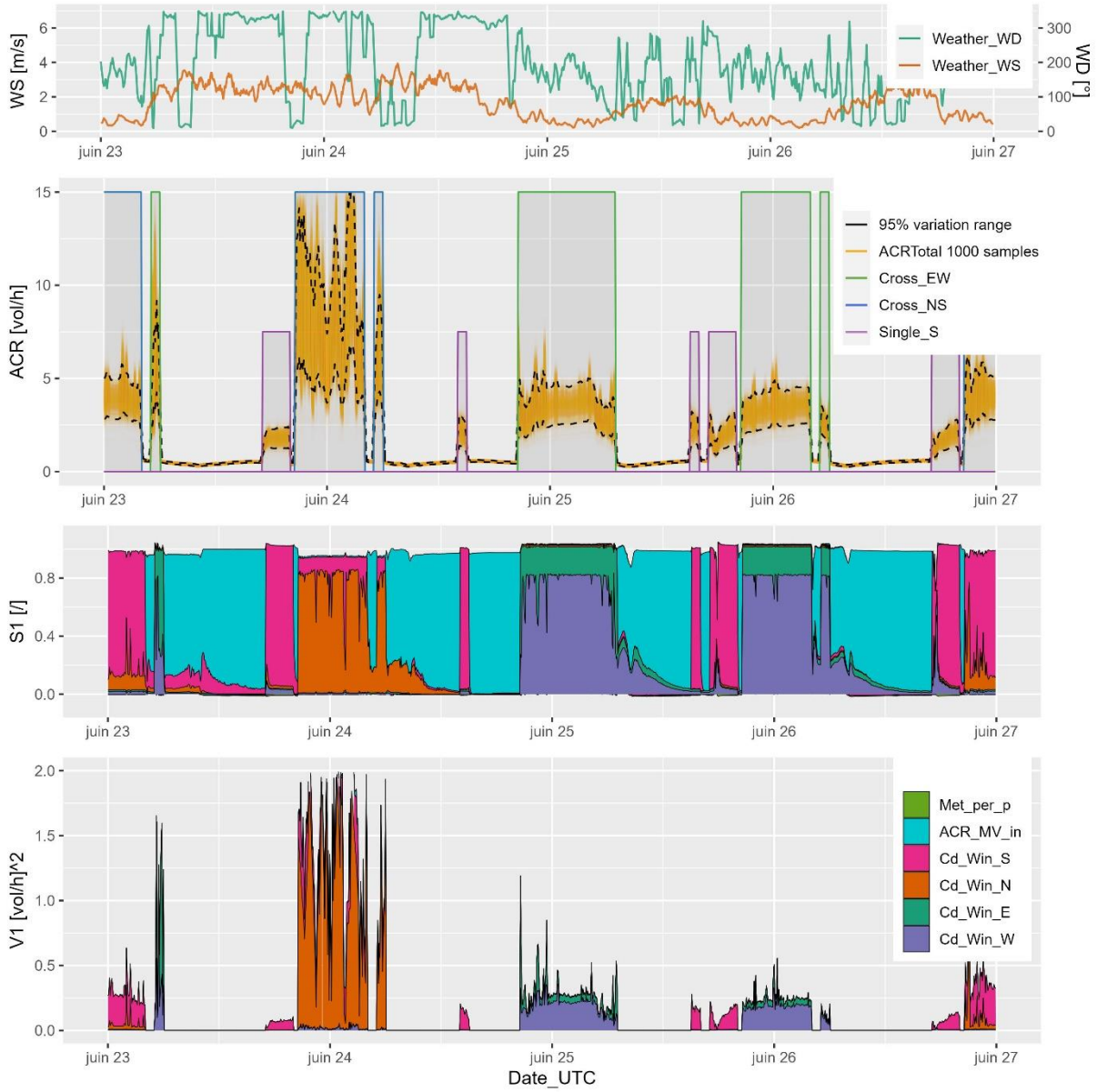


Figure 3.14 : Profil de vent, distributions des ACR_Total, indices de Sobol et variances partielles sur la période 23/06/2023 – 27/06/2023. Pour plus de lisibilité, les données en vent et l'intervalle de variabilité à 95 % en ACR_Total sont lissés avec une moyenne glissante centrée sur 25 min.

3.3.4.1 Incertitudes et sensibilités en configuration fermée

L'incertitude en périodes de fermeture est quasi constante autour de $\pm$ 0,05 h^{-1}. Elle est logiquement consistante avec l'incertitude dans le paramètre de débit de ventilation mécanique – ($\pm$ 0,05 h^{-1}) : l'indice de Sobol du paramètre ACR_MV_in est proche de 1.

Remarque : il peut être surprenant d'observer que, aux premiers instants après fermeture des fenêtres, jusqu'à 40 % de la variabilité peut être attribuée aux paramètres C_d. Nous faisons l'hypothèse que ceci s'explique par le phénomène de persistance de la température (Goffart and Woloszyn, 2021). En effet, un C_d impactant l'ACR pendant l'ouverture, impacte la température intérieure (Figure Annexe L.2). A la fermeture de la fenêtre, cet impact en température persiste via l'inertie thermique et peut impacter à son tour le calcul de l'ACR par infiltration. Ainsi l'ACR_Total en configuration fermée peut être sensible à la valeur d'un C_d qui a agit précédemment dans le calcul de l'ACR_Total, lorsqu'une fenêtre était ouverte.

3.3.4.2 Incertitudes et sensibilités à l'ouverture des fenêtres

En périodes d'ouverture de fenêtres, l'incertitude sur l'ACR_Total augmente : l'incertitude maximale atteinte sur la semaine de calcul est de $\pm$ 5,6 h^{-1} (l'écart relatif maximum par rapport à la valeur moyenne est de $\pm$ 46 %). L'analyse des indices de Sobol montre que ce sont principalement les incertitudes sur les C_d des fenêtres ouvertes qui sont responsables de la variabilité de l'ACR. Il est intéressant de remarquer qu'en configuration traversante, la répartition de la responsabilité entre les deux ouvrants est variable : pendant l'ouverture « Cross_NS » du 24/06, le C_d de la fenêtre (N) explique plus de 80 % de la variabilité de sortie, alors que pour la même configuration, les 23/06 et 27/06, c'est le C_d de la fenêtre (S) qui représente plus de 80 % de la variabilité. De plus, les valeurs et fluctuations des variances partielles varient au sein d'une même configuration. Toutes ces observations suggèrent l'impact de la vitesse et de la direction du vent.

Remarque 1 : L'impact de l'incertitude sur le Cd dépend également de la valeur de la surface de l'ouvrant associé. Les valeurs des surfaces effectives des porte-fenêtres (S) et (W) sont plus élevées que les fenêtres (N) et (E) (Tableau 3.1).

Remarque 2 : Le même phénomène de persistance que celui observé aux premiers instants après fermeture (section 3.3.4.1) semble se produire pendant certaines configurations mono-façade (« Single_S »). Une partie de la variabilité de l'ACR est liée à la température qui elle-même dépend de la variabilité d'un C_d lors d'une ouverture précédente.

Remarque 2 : La somme des indices du premier ordre est proche de 1, indiquant qu'il n'y a pas ou peu d'interaction entre les paramètres.

Remarque 3 : Logiquement, le taux de production de CO_2 métabolique par l'occupant (Met_per_p) n'a pas d'impact sur l'ACR_Total.

3.3.4.3 Dépendance des sensibilités aux directions et vitesses du vent

Nous proposons à travers la Figure 3.15 une illustration originale de la distribution des indices de Sobol en fonction de la direction du vent. Cette représentation s'inspire d'une rose des vents, dans laquelle les vitesses de vent sont remplacées par les indices de Sobol liés à un paramètre donné. Dans la configuration « Cross_NS », l'indice de Sobol du paramètre Cd_Win_N est supérieur à 0,8 uniquement pour un vent du nord. Une observation similaire peut être réalisée

pour la configuration « Cross_EW ». Néanmoins, dans cette configuration, l'indice de Sobol du paramètre Cd_Win_E ne dépasse que rarement 0,6. Nous faisons l'hypothèse que cela s'explique par le fait que la section de passage de la fenêtre (E) est plus petite que la fenêtre (W). L'impact de la variation de son C_d est donc plus faible sur la résistance aéraulique totale de la fenêtre.

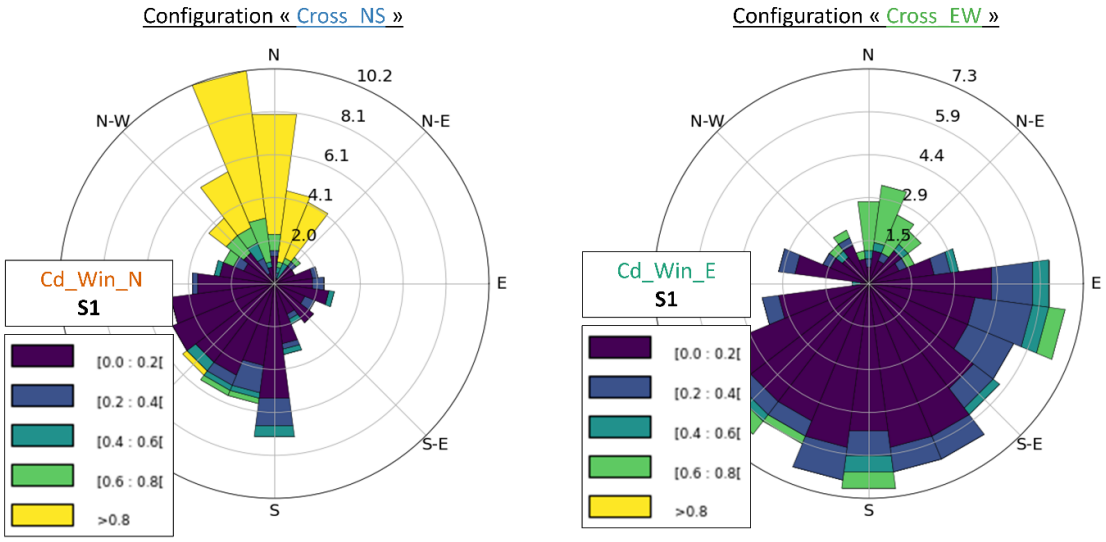


Figure 3.15 : Indices de Sobol en fonction de la direction du vent. Gauche : indice de Sobol de Cd_Win_N en configuration « Cross_NS ». Droite : indice de Sobol Cd_Win_E en configuration «Cross_EW ».

Si l'on souhaite maintenant étudier l'influence de la vitesse du vent, plutôt que d'observer les indices de Sobol, il est plus pertinent d'observer les variances partielles. La Figure 3.16 présente les valeurs de variances partielles associées aux C_d des quatre fenêtres, en fonction de la configuration d'ouvrants et de la vitesse du vent. Dans les deux configurations traversantes, on observe une relation en loi puissance. Autrement dit, plus la vitesse du vent est importante, plus la variabilité de l'ACR_Total lié à l'incertitude de conception d'un C_d sera forte. Cependant, la variance partielle de l'ACR_Total en configuration mono-façade « Single_S » (attribuée au Cd_Win_S) ne semble pas dépendre de la vitesse du vent, suggérant la prévalence des effets de températures par rapport aux effets de vent, pour cette configuration.

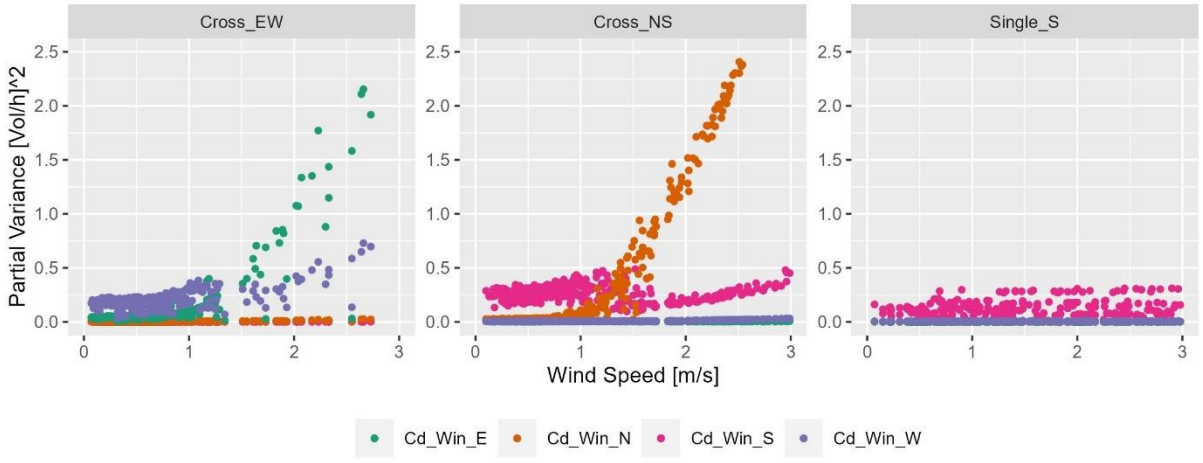


Figure 3.16 : Variances partielles associées aux C_d aux quatre fenêtres, pour chaque configuration, en fonction du vent.

3.3.4.4 Impact du choix de la corrélation de coefficient de pression

La Figure 3.17 compare les résultats en ACR_Total entre les deux versions de calcul utilisant respectivement les corrélations de Swami Chandra et de Liddament. L'impact du choix de la corrélation est négligeable dans la configuration mono-façade. En revanche, il est non négligeable par rapport aux valeurs moyennes dans les configurations traversantes. En effet, l'impact du C_p n'est significatif que si l'ACR est dominé par les effets de vent par rapport aux effets de températures. Dans ce cas, l'écart est d'autant plus important que la vitesse du vent est grande (Figure 3.18). Sur la période de simulation considérée dans l'analyse de sensibilité, l'écart maximal entre les valeurs moyennes des 1000 échantillons sur les deux versions est de 4,2 h^{-1} (46 % d'écart relatif maximal). Cette incertitude liée au choix d'une corrélation de C_p peut donc être du même ordre de grandeur que celles engendrées par les C_d.

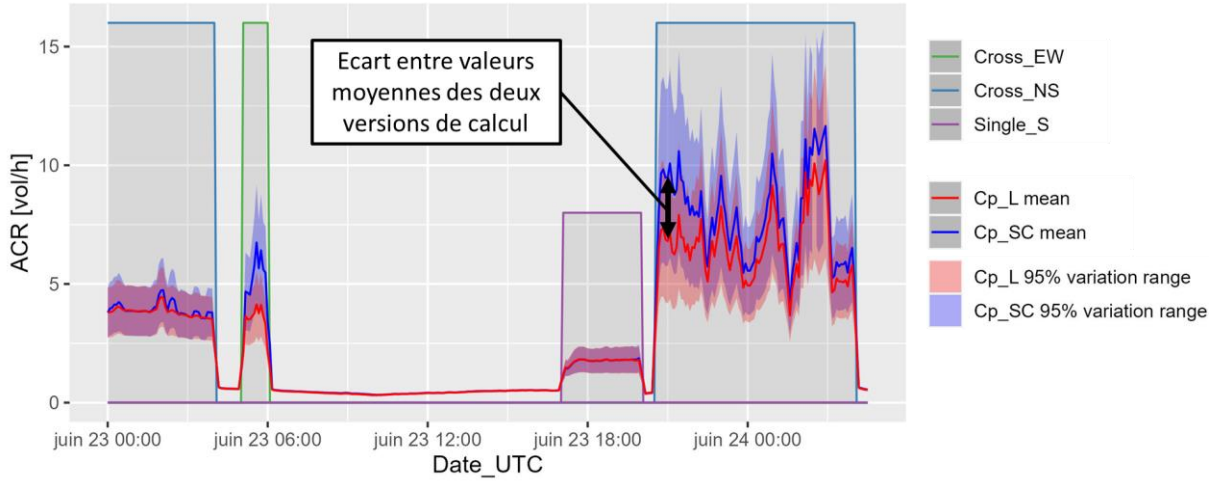


Figure 3.17 : Variabilité de l'ACR_Total entre les versions de calcul (Cp_SC) et (Cp_L). Distributions des 1000 échantillons pour la période 23/06-25/06.

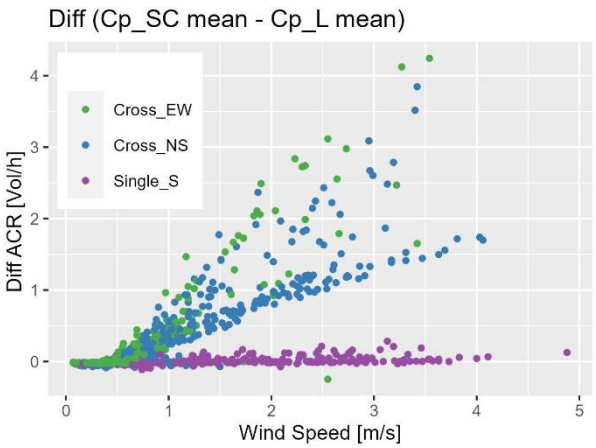


Figure 3.18 : Variabilité de l'ACR_Total entre les versions de calcul (Cp_SC) et (Cp_L). Différence entre valeurs moyennes, en fonction de la vitesse du vent, et de la configuration d'ouvrants.

3.3.4.5 Impact de l'étanchéité à l'air (AT)

De la même manière, la Figure 3.19 compare les résultats en ACR_Total entre les deux versions de calcul utilisant respectivement une étanchéité à l'air AT « $Moyen$ » et « $Excellent$ ». En configuration ouverte, l'impact est négligeable par rapport à l'incertitude liée aux autres paramètres. En revanche, en configuration fermée, l'écart moyen entre les deux est de l'ordre de 0,27 h^{-1}, ce qui est très supérieur à l'incertitude du paramètre ACR_MV_in de $\pm$ 0,05 h^{-1}. Cette incertitude aura un effet non négligeable sur les incertitudes en CO_2 en configuration fermée. Celles-ci seront présentées dans la partie suivante.

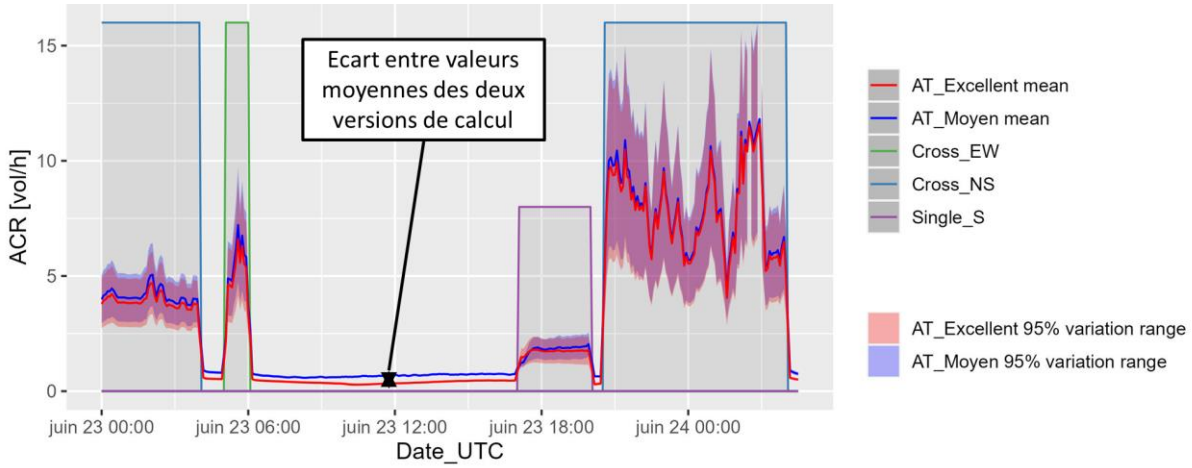


Figure 3.19 : Variabilité de l'ACR_Total entre les versions de calcul (AT_Moyen) et (AT_Excellent). Distributions des 1000 échantillons pour la période 23/06-25/06.

3.3.5 Résultats dynamiques : concentration en CO_2

Cette section vise à répondre à l'objectif 2 en explorant la richesse des résultats dynamiques des 1000 simulations STD (Figure 3.20). La sortie sélectionnée pour l'analyse est la concentration de CO_2 moyennée sur le volume [salon+cuisine] ($CO2_mean_weighted_STD$), présentée précédemment (Tableau 3.6). L'incertitude sur la concentration de CO_2 est non négligeable par rapport aux valeurs moyennes. Elle atteint un maximum de $\pm$ 202 ppm (l'écart relatif maximum par rapport à la valeur moyenne est de $\pm$ 20 %) sur l'ensemble de la semaine de simulation.

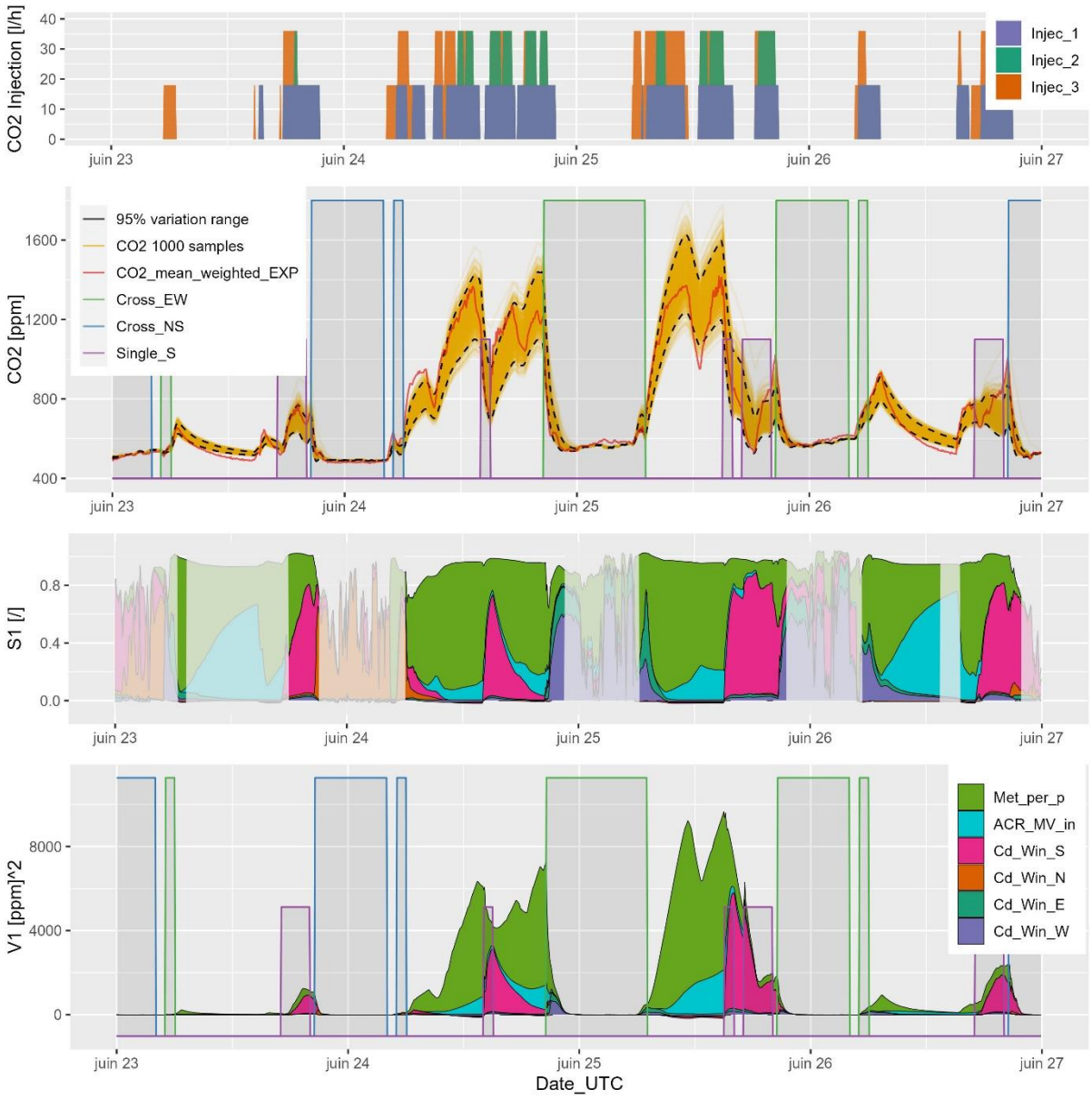


Figure 3.20 : Profil de vent, distributions des CO_2, indices de Sobol et variances partielles sur la période 23/06/2023 – 27/06/2023. Pour plus de lisibilité, l'intervalle de variabilité à 95 % en CO_2 est lissé avec une moyenne glissante centrée autour d'une fenêtre de 25 min. Les zones grisées pour S1 correspondent aux zones pour lesquelles la variabilité est inférieure à $12{,}5^2$ ppm^2.

A noter que l'intervalle à 95 % de l'incertitude de STD comprend la mesure expérimentale ($CO2_mean_weighted_EXP$, en rouge) pour la majorité des instants. Néanmoins, comme discuté précédemment (section 3.2.9.1), les écarts peuvent provenir d'autres sources d'erreurs telles que les incertitudes sur les autres paramètres du modèle STD (C_p, étanchéité à l'air), les biais de simplification de modélisation (mono-zone), et les incertitudes expérimentales (mesure de CO_2, valeur de CO_2 réellement injectée).

Remarque 1 : si la variance totale est nulle, l'analyse des indices de Sobol n'a pas de sens, et leur calcul ne converge pas (Figure Annexe L.1). Ainsi, les indices pour lesquels la variance est inférieure à 12,5 ppm^2 ($\pm$ 25 ppm) sont grisés (Figure 3.20). Ils ne doivent pas être analysés.

Remarque 2 : la concentration en CO_2 (comme la température) est une grandeur persistante dans le temps. En effet, un impact sur la concentration de CO_2 à un instant donné se propage sur les instants suivants. Autrement dit, la variabilité observée à un instant donné dépend de la variabilité des paramètres à cet instant, mais aussi de la variabilité des paramètres aux instants précédents (Goffart and Woloszyn, 2021). Une interprétation des sensibilités à chaque pas de temps indépendamment de l'historique n'est donc pas possible. Cet effet de persistance peut être plus ou moins marqué, notamment en fonction de la valeur de l'ACR. Contrairement aux analyses sur des indicateurs agrégés (Bouvier et al., 2019), (Hou et al., 2023), le calcul dynamique réalisé dans cet étude permet de quantifier les effets de persistance qui jouent notamment un rôle dans la variabilité du CO_2 lors de l'ouverture des fenêtres.

3.3.5.1 Incertitudes et sensibilités en configuration fermée

Lorsque les fenêtres sont fermées et qu'un occupant est présent, il y a accumulation du CO_2 et l'incertitude sur la concentration s'explique par l'incertitude dans les paramètres de production métabolique (Met_per_p) et de débit de VMC (ACR_MV_in). La variance partielle associée à la VMC augmente de manière régulière dans le temps, alors que la variance partielle associée à la production métabolique dépend, logiquement du nombre d'occupant. Si peu d'occupant sont présents, c'est l'incertitude sur le paramètre ACR_MV_in qui explique la majorité de l'incertitude sur la concentration de CO_2. Au contraire, si les deux occupants sont présents, c'est l'incertitude sur le paramètre Met_per_p qui explique la majorité de l'incertitude sur la concentration de CO_2. Dans notre cas d'étude, l'incertitude à la fin des phases de montée est d'environ $\pm$ 15 % de la valeur moyenne. Cette valeur est du même ordre de grandeur que les 20 % à 30 % calculés dans (Oke and Persily, 2023). A noter que cette incertitude dépend de la densité d'occupation. Dans notre cas elle est relativement faible : au maximum deux occupants pour 32 m^2 (~6,3/100 m^2). Avec une densité d'occupants plus grande, la variabilité liée au taux métabolique pourrait augmenter.

3.3.5.2 Incertitudes et sensibilités à l'ouverture des fenêtres

L'incertitude sur la concentration de CO_2 à l'ouverture de fenêtre est une combinaison de l'incertitude accumulée pendant la fermeture qui a précédé, et de l'incertitude sur l'ACR calculé à l'ouverture. Les indices de Sobol liés aux paramètres C_d augmentent donc progressivement pendant les phases d'ouverture. Par exemple, l'impact du coefficient de décharge Cd_Win_S

dans la configuration mono-façade peut atteindre 80 %. Dans les configurations traversantes, la variabilité du CO_2 diminue plus rapidement, du fait de la décroissance rapide du CO_2 liée à des ACRs plus importants.

3.3.5.3 Impact de l'étanchéité à l'air (AT)

La Figure 3.21 compare les résultats en CO_2 pour les deux versions de calcul considérant les différents niveaux d'étanchéités « $Moyen$ » et « $Excellent$ ». On constate que les écarts entre les deux versions sont importants par rapport aux valeurs moyennes, notamment sur les périodes de fermeture, lorsque le CO_2 s'accumule (Bouvier et al., 2019). L'écart maximum est de 316 ppm (écart maximal relatif de 23 %). Ceci démontre que, dans notre cas d'étude, l'incertitude sur les niveaux de concentration de CO_2 liée à l'étanchéité à l'air est du même ordre que l'incertitude liée aux C_d et taux d'émission métabolique.

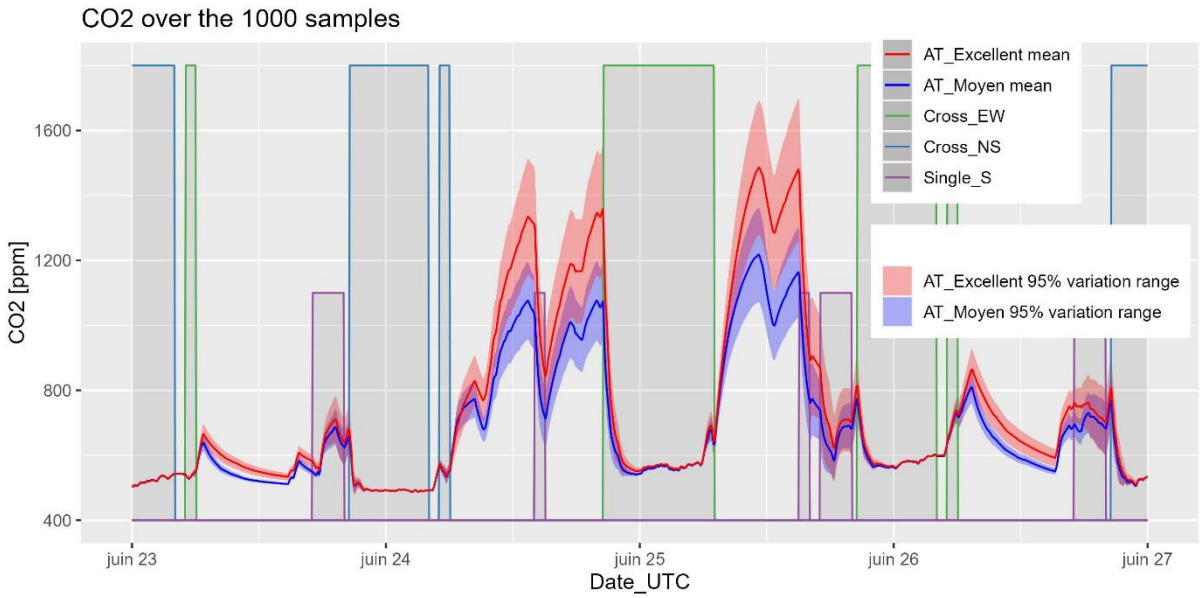


Figure 3.21 : Variabilité du CO_2 entre les versions de calcul (AT_Moyen) et (AT_Excellent). Distributions des 1000 échantillons pour la période 23/06-25/06.

3.3.6 Résultats agrégés *CO2_H*

Dans la partie précédente, nous avons analysé la sensibilité dynamique de la concentration de CO_2. Dans cette partie, nous proposons une analyse macroscopique de cette sensibilité à travers l'indicateur agrégé $CO2_H$, introduit précédemment équation *(2.12)*. Les Figure 3.22 et Figure 3.23 présentent les résultats de l'analyse de sensibilité pour les indicateurs calculés en configuration fermée ($CO2_H_Closed$) et traversante (E/W) ($CO2_H_Cross_EW$). Les résultats des autres configurations sont affichés en annexe L. Les figures affichent la distribution de l'indicateur agrégé $CO2_H$ sur les 1000 échantillons (gauche) et sa sensibilité aux paramètres continus (droite). Afin de faire apparaitre l'impact du niveau d'étanchéité à l'air du bâtiment, les résultats sont affichés pour les différentes versions de calculs AT « $Moyen$ », « Bon » et « $Excellent$ ».

Remarque : les valeurs moyennes prises par l'indicateur sont différentes de celles présentées précédemment (Figure 3.10), car elles sont calculées sur la période de l'analyse de sensibilité de une seule semaine de simulation, pas sur les trois mois de campagne.

3.3.6.1 Indicateur CO2_H en configuration fermée

Dans notre cas d'étude, en configuration fermée (Figure 3.22), le potentiel d'estimation de l'ACR par méthode des gaz traceurs $CO2_H_Closed$ est principalement sensible au taux de production métabolique des occupants (S1 ~ 0,85), et dans une moindre mesure, au débit de ventilation mécanique (S1 ~ 0,15). Le niveau d'étanchéité à l'air du bâtiment a un impact du même ordre de grandeur sur l'indicateur. A noter que, logiquement, la sensibilité au débit de ventilation mécanique est plus importante dans les cas d'un bâtiment avec une étanchéité excellente.

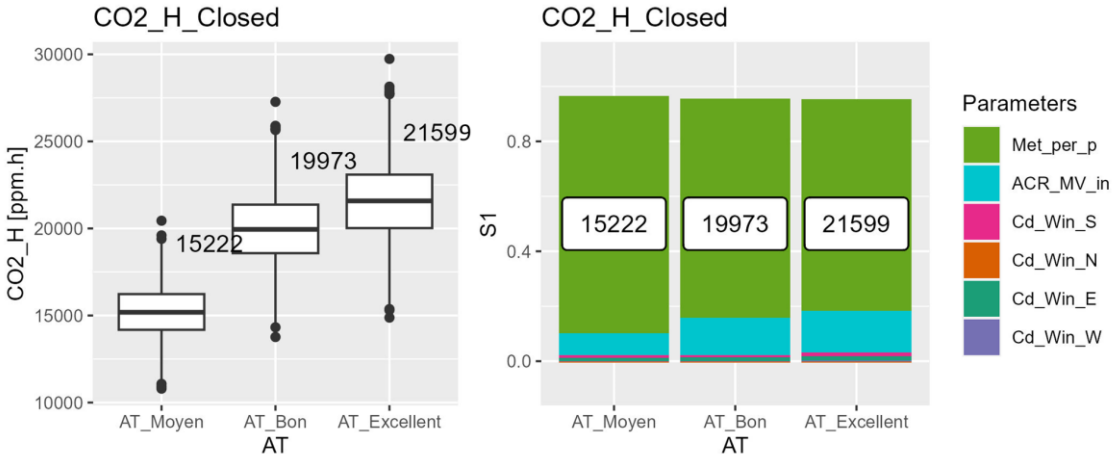


Figure 3.22 : Sensibilité de l'indicateur CO2_H_Closed par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre.

3.3.6.2 Indicateur CO2_H en configuration ouverte

En configuration traversante (E/W) (Figure 3.23), le potentiel d'estimation de l'ACR par méthode des gaz traceurs $CO2_H_Cross_EW$ est sensible à la fois à la production de CO_2 métabolique des occupants (S1 ~ 0,5) et aux C_d des fenêtres ouvertes (S1 Cd_Win_E ~ 0,2 et S1 Cd_Win_W ~ 0,3). Le niveau d'étanchéité à l'air du bâtiment a également un impact du même ordre de grandeur sur le résultat.

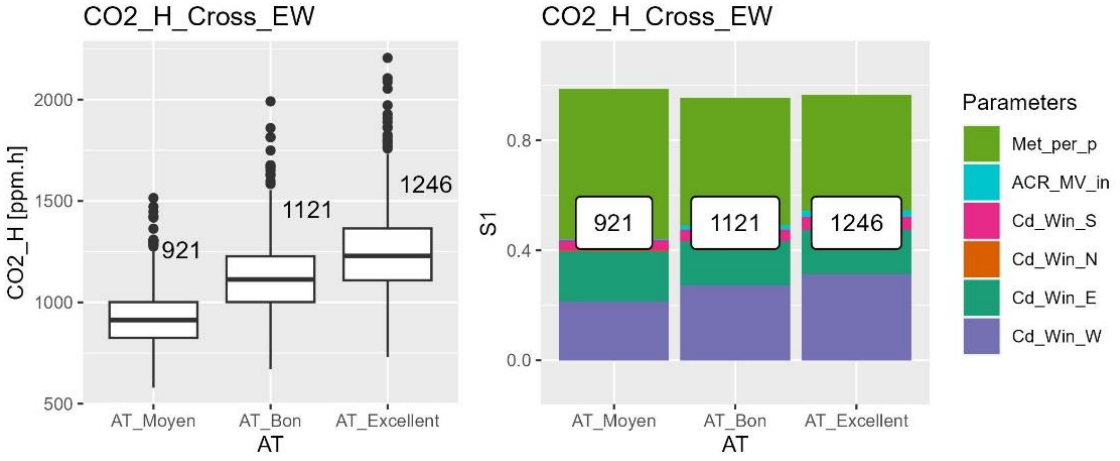


Figure 3.23 : Sensibilité de l'indicateur CO2_H_Cross_EW par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre.

3.3.6.3 Discussions sur l'analyse de sensibilité des indicateurs CO2_H

Les résultats de l'analyse de sensibilité des indicateurs $CO2_H$ présentés sont propres à notre cas d'étude. En particulier, ils sont dépendants de scénarios d'occupation et d'ouverture de fenêtre choisis (Bouvier et al., 2019). De plus, l'analyse de sensibilité est réalisée en considérant une variation des paramètres continus correspondant aux incertitudes de conception autour de leur valeur nominale. La généralisation des résultats présentés nécessiterait d'élargir les plages de variations des entrées, de manière à tester des niveaux d'ACRs plus larges que ceux de notre cas d'étude. L'analyse des résultats a tout de même mis en évidence que, en fonction du cas d'étude (niveau d'occupation, étanchéité à l'air du bâtiment, niveaux d'ACRs obtenus à l'ouverture des fenêtres), le potentiel d'estimation in situ des ACRs par méthode des gaz traceurs peut être très variable.

3.4 Conclusion

Un modèle STD du cas d'étude du bâtiment I-OB a été développé sur EnergyPlus. En particulier, le paramétrage du modèle thermique et du réseau aéraulique ont été décrits. Les conditions limites du calcul (météo, scénarios d'occupation et d'ouverture de fenêtres) sont ceux ayant été réalisés dans la campagne expérimentale du cas d'étude. La comparaison des résultats de simulation en températures et en concentrations de CO_2 aux résultats expérimentaux a permis de valider la cohérence du modèle STD. A partir des résultats en débit du modèle aéraulique, les ACRs ont été recalculés et leurs moyennes géométriques sur l'ensemble de la campagne affichées (infiltrations 0,08 h^{-1}, ventilation mécanique 0,25 h^{-1}, mono-façade 1,5 h^{-1}, traversant (E/W) 3,7 h^{-1}, et traversant (N/S) 4,5 h^{-1}). Un ACR total pour la zone d'intérêt [salon+cuisine] (ACR_Total) a été déduit. Les résultats dynamiques en concentration de $CO2$ et ACR_Total pourront être utilisés comme valeurs de référence pour le développement du modèle statistique basé sur la méthode des gaz traceurs.

Le modèle STD constitue un outil adapté à la réalisation d'une analyse de sensibilité. Dans le double objectif de quantifier l'incertitude sur les résultats en ACR_Total et en $CO2$, une analyse de sensiblité quantitative et globale a été réalisé avec la méthode de Sobol et l'algorithme RBD-FAST. Les incertitudes en ACRs par rapport aux incertitudes de conception sur les C_d de $\pm$ 50 % atteignent $\pm$ 46 % en configuration traversante. L'incertitude liée au choix de la corrélation de C_p s'est avérée être du même ordre de grandeur. Ces incertitudes justifient le développement d'une méthode de diagnostic in situ. L'impact de la vitesse et de la direction du vent ont été mis en évidence à travers l'analyse des indices de Sobol et des variances partielles. Les résultats obtenus sont cohérents avec les équations analytiques de la littérature. Ces résultats ont été communiqués dans (Schreck et al., 2024a). Les incertitudes en CO_2 ont également été quantifiées, montrant une sensibilité conjointe à l'occupation, à l'ACR par infiltration (étanchéité à l'air), et à l'ACR par ouverture de fenêtre. L'analyse dynamique a mis en évidence le caractère persistant des impacts des différents paramètres. Dans notre cas d'étude, des incertitudes de $\pm$ 20 % sur le taux métabolique et l'ACR de ventilation mécanique se propagent pour donner une incertitude de l'ordre de $\pm$ 15 % sur la concentration de CO_2 dans les phases de croissance. Enfin l'analyse des indicateurs agrégés a mis en évidence la forte variabilité du potentiel d'estimation in situ des ACRs par méthode des gaz traceurs, en fonction du cas d'étude.

Chapitre 4

4 Estimation statistique du taux de renouvellement d'air : développement et test de la méthode

Résumé

Dans ce chapitre, nous présentons le formalisme des modèles d'états et leur résolution à l'aide du filtre de Kalman. Sur la base de l'état de l'art des modèles d'états appliqués à la méthode des gaz traceurs, différentes variantes de modèles stochastiques sont retenues. Les modèles retenus sont testés avec la base de données numérique précédemment générée par STD. Le calibrage des paramètres et l'évaluation de la qualité des modèles sont réalisés à l'aide de l'outil CTSM-R. La précision et la robustesse des modèles à reconstruire l'ACR dynamique est quantifiée et discutée. Les résultats permettent ainsi de choisir le modèle le plus adapté au diagnostic in situ des ACRs par ouverture de fenêtre.

Table des matières

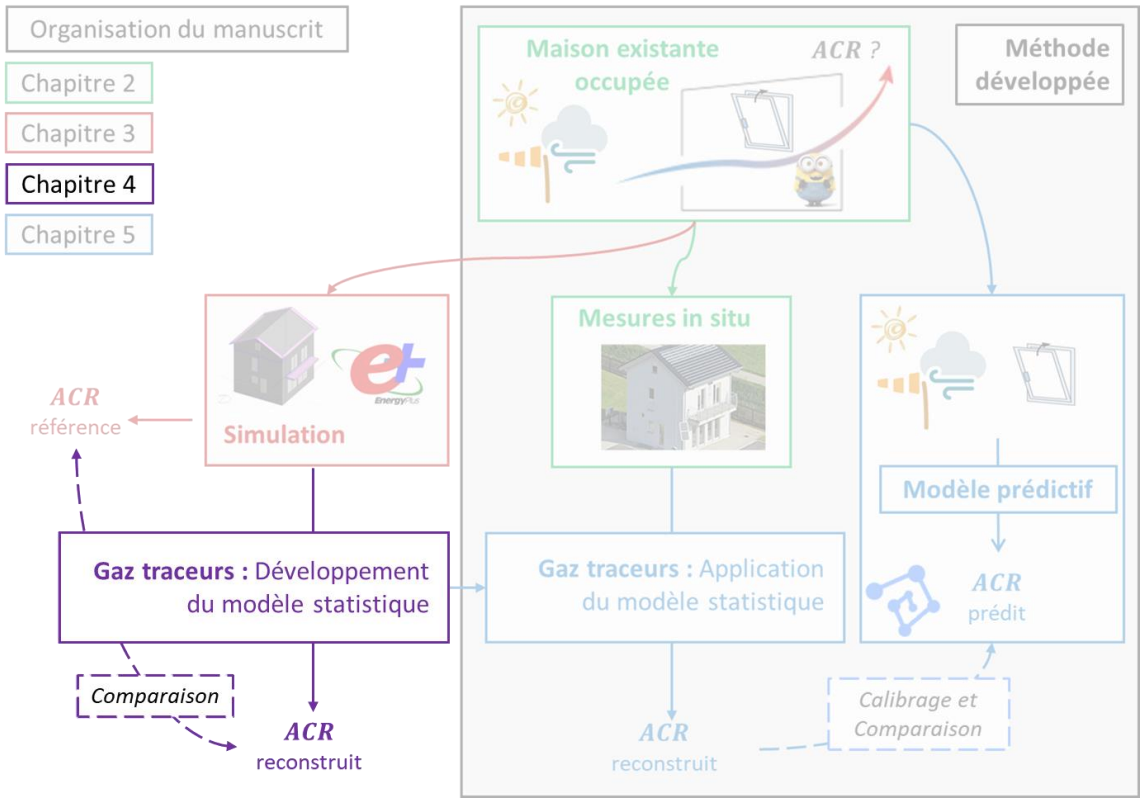
4.1 Introduction 119
4.1.1 Modèles d'états fondés sur des équations en températures 119
4.1.2 Modèles d'états fondés sur l'équation de gaz traceurs 119

4.2 Principe théorique des modèles d'états 121
4.2.1 Formulation continue des modèles d'état 121
4.2.2 Résolution et estimation des paramètres du modèle d'état stochastique 123
4.2.3 Outil CTSM-R 131

4.3 Test de la méthode sur les données générées numériquement par STD 132
4.3.1 Motivation 132
4.3.2 Présentation des modèles testés et hypothèses de calcul 132
4.3.3 Résultats du modèle M1 (co2lambda) 135
4.3.4 Résultats du modèle M2 (co2lambdaK) 139
4.3.5 Résultats du modèle M3 (co2lambdaKProd) 142
4.3.6 Comparaison des modèles 144
4.3.7 Analyse des résultats du modèle retenu 148
4.3.8 Perspectives de développement du modèle d'état 150

4.4 Conclusion 151

Positionnement dans l'organisation générale



4.1 Introduction

Avant de développer leur principe théorique, nous présentons, dans un premier temps, l'état de l'art spécifique à l'utilisation des modèles d'états dans le domaine de l'énergétique du bâtiment. Un zoom est effectué sur leur application à l'estimation des ACRs par la méthode des gaz traceurs.

4.1.1 Modèles d'états fondés sur des équations en températures

Dans le domaine de l'énergétique du bâtiment, les modèles d'état ont été largement appliqués à l'estimation des paramètres thermiques de l'enveloppe via les modèles RC. Dans leur article fondateur, (Madsen and Holst, 1995) ont présenté la méthodologie de formulation, résolution avec filtre de Kalman, et analyse des résultats d'un modèle simple (2R2C). Depuis, d'autre études ont précisé le potentiel de la méthode, notamment pour comparer et sélectionner le meilleur modèle parmi des modèles RC de complexité croissante (Bacher and Madsen, 2011) (Walnum et al., 2019). L'intérêt de l'approche stochastique par rapport à l'approche déterministe a été mis en évidence par (Rouchier et al., 2018) : elle fournit des résultats plus robustes, à la fois pour l'estimation des paramètres RC du modèle, et pour la prédiction des sorties en températures. (Radecki and Hencey, 2017) ont mis en évidence le biais lié à la modélisation du gain solaire et démontrent l'intérêt d'adapter la variance du modèle en conséquence. Récemment, (Li et al., 2021) et (Chen et al., 2021) ont exploré le potentiel d'une formulation modifiée permettant l'estimation dynamique des paramètres RC du modèle : les paramètres étant considérés comme des états latents. (Qian et al., 2022) ont utilisé le filtre de Kalman couplé à un modèle CFD appliqué à la prédiction conjointe des températures et vitesses d'air dans une chambre test.

4.1.2 Modèles d'états fondés sur l'équation de gaz traceurs

En parallèle de l'application aux modèles en température, l'utilisation des modèles d'états appliqués à l'estimation de l'ACR s'est construite à la suite des travaux de (Brabec and Jílek, 2007). Dans l'optique d'estimer le taux d'émission de radon dans une chambre test, les auteurs ont calculé l'ACR dynamique au pas de temps 5 min. Pour cela, l'équation des gaz traceurs a été formulée sous forme de modèle d'état stochastique. L'ACR étant considéré comme un état latent. Ils concluent que l'avantage des modèles d'états réside dans la flexibilité de formulation du modèle, son interprétabilité physique, et l'estimation d'un intervalle de confiance pour les états.

Depuis, (Macarulla et al., 2018) ont testé différentes variantes de modèles (tenant compte de la variation de la concentration de CO_2 extérieur ou encore de la position du capteur) dans le cas réel d'un bureau. Cependant, par simplification, les auteurs font l'hypothèse d'un ACR constant.

Les modèles stochastiques basés sur l'équation des gaz traceurs ont également été utilisés pour des applications de détection de présence de l'occupant (Wolf et al., 2019). Les ACRs ont été

estimés conjointement à la présence de l'occupant en tant que paramètres constants. Les auteurs concluent que de futurs travaux pourraient étudier l'influence de l'ouverture des fenêtres. (Tugores et al., 2024) reprennent le modèle proposé par (Macarulla et al., 2018) et ajoutant la possibilité d'avoir différents niveaux d'ACRs, en fonction du nombre de fenêtres ouvertes.

Dans le but de mesurer un ACR dynamique dans le cas d'une salle de classe ventilée par ouverture des fenêtres, (Duarte et al., 2018) ont développé une nouvelle formulation de l'équation des gaz traceurs sous forme de modèle d'état comprenant la modélisation de l'incertitude sur le taux de production métabolique des occupants. De même que dans (Brabec and Jílek, 2007), l'ACR est un état latent. Les auteurs mettent en évidence la difficulté de convergence de l'algorithme pour estimer l'ACR lorsque le terme de production est incertain. Les résultats de reconstruction des ACRs sont comparés aux ACR règlementaires. (Rouchier, 2020) teste le couplage de la résolution du modèle d'état à l'algorithme « Interacting Multiple Models » (Blom and Bar-Shalom, 1988), dans le but de pouvoir estimer de manière conjointe l'ACR dynamique et le nombre d'occupant lorsque celui-ci n'est pas connu. Les résultats montrent la capacité du modèle à réaliser l'estimation conjointe en théorie. En pratique, les résultats contiennent de fortes incertitudes, la comparaison par rapport à des valeurs de références n'est pas réalisée. L'auteur conclut que la connaissance du nombre d'occupant reste un paramètre nécessaire à l'estimation de l'ACR. (Liu et al., 2022) testent l'application du modèle présenté dans (Duarte et al., 2018), dans le cas d'une chambre étudiante ventilée naturellement par une unique fenêtre. Les résultats ont permis d'étudier la corrélation entre ACR, températures, et vitesse de vent, pour trois saisons (printemps, été et automne). Les auteurs concluent sur le besoin de tester la méthode dans des cas tests différents, notamment pour des cas multizones.

Pour adapter la méthode au cas multizone dans lequel le débit entrant a une concentration de CO_2 supérieure à la concentration extérieure, (Remion et al., 2021) ont testé une nouvelle formulation du modèle en ajoutant un état mesuré correspondant à la concentration de CO_2 dite « de transit ». A l'aide d'une cellule expérimentale, ils démontrent que l'approche statistique avec la variante du modèle d'état stochastique présenté fournit des résultats plus précis que les méthodes de décroissance standards.

L'étude de la littérature a montré que les modèles d'états fondés sur l'équation des gaz traceurs appliqués à l'estimation dynamique de l'ACR en ventilation naturelle est un sujet de recherche actif. L'estimation des ACRs dynamiques par ouvertures de fenêtres n'a été testé que pour les cas favorables d'une salle de classe (Duarte et al., 2018) et d'une petite chambre étudiante (Liu et al., 2022). Le cas réaliste d'un bâtiment résidentiel, avec diagnostic de l'ACR pour différentes configurations d'ouvrants n'a pas été testé.

4.2 Principe théorique des modèles d'états

4.2.1 Formulation continue des modèles d'état

4.2.1.1 Formulation déterministe

Dans cette partie, nous présentons et décrivons brièvement les principes théoriques des modèles d'états. Plus de détails sur cette méthode d'analyse de série temporelle pourront être trouvés dans les livres de références (Madsen, 2007) et (Shumway and Stoffer, 2017). Les formules et notations mathématiques sont inspirées de (Kristensen and Madsen, 2003) et (Rouchier et al., 2019).

Les systèmes dynamiques sont souvent modélisés via des équations différentielles qui décrivent les relations physiques entre les variables. Le formalisme des modèles d'états, représenté en Figure 4.1, s'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} dx_t &= f(x_t, u_t, t, \theta)dt \\ y_k &= h(x_k, u_k, t_k, \theta) \end{aligned} \qquad (4.1)$$

La première équation est appelée équation de « process ». La fonction f est une équation différentielle du premier ordre qui relie les variables inconnues (états) du système $x(t) = x_t$ aux entrées $u(t) = u_t$. Les paramètres constants du système sont notés θ. Cette équation retranscrit la connaissance physique apportée par le concepteur. La seconde équation est appelée équation de la mesure. La fonction h relie les états du système x_k aux sorties « mesurées » y_k. Dans sa forme générale, f et h sont des fonctions non linéaires. A noter que l'équation de process est continue, elle est valable pour tout $t > t_0$ alors que l'équation de la mesure est discrète : les sorties mesurées ne sont connues que pour des instants discrets y_k.

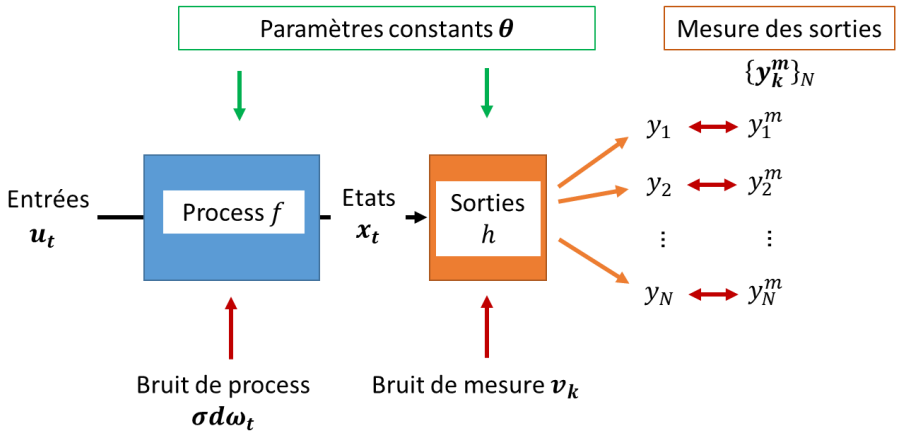


Figure 4.1 : Schéma de principe du modèle d'état. Les bruits de process et de mesures sont les termes stochastiques.

Le modèle dans l'équation *(4.1)* est déterministe, c'est-à-dire que :

- L'équation de process décrivant la physique du problème est considérée non biaisée : pour des valeurs de paramètres données, le calcul des états est considéré comme exact.
- Les entrées et sorties du système sont considérés parfaitement connues. Les valeurs associées ne sont pas incertaines. Les mesures ne sont pas bruitées.

Par conséquent, l'approche déterministe « boîte blanche » est peu robuste face aux biais de modèle et aux incertitudes dans la connaissance des entrées et des sorties (Kristensen et al., 2004).

4.2.1.2 Formulation stochastique

L'approche « stochastique » du modèle d'état consiste à ajouter des termes d'incertitudes aux équations de process et de mesure (Figure 4.1) comme suit :

$$\begin{aligned} dx_t &= f(x_t, u_t, t, \theta)dt + \sigma(u_t, t, \theta)d\omega_t \\ y_k &= h(x_k, u_k, t_k, \theta) + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, V) \end{aligned} \qquad (4.2)$$

L'équation de process est maintenant constituée du terme déterministe (appelé terme de dérive) et d'un terme probabiliste $\sigma(u_t, t, \theta)d\omega_t$ (appelé terme de diffusion). Le terme de diffusion peut se décomposer en :

- un bruit de process $d\omega_t$ qui est un processus de Wiener standard (ou random walk). Le processus de Wiener modélise une erreur entre deux instants séparés d'une période Δt suivant une loi normale centrée en 0 et de variance proportionnelle à Δt (Madsen, 2007).
- un terme d'erreur σ, σ^2 étant la variance incrémentale du processus de Wiener. Plus σ est grand, plus l'incertitude associée à la prédiction physique du modèle sera grande.

L'équation de la mesure a été augmentée du bruit de mesure v_k. Ce terme de diffusion stochastique est modélisé par un bruit blanc : pour un instant k donné, l'écart entre la sortie mesurée y_k et la sortie estimée $h(x_k)$ suit une loi normale centrée en 0 et de variance V.

Dans la version stochastique du modèle, les variables d'état x_t et les sorties y_k ne représentent plus une valeur unique mais une distribution gaussienne : ce sont des variables probabilistes. Ainsi, on notera $\hat{x}_t$ le vecteur des valeurs moyennes et P_t la matrice de covariance du vecteur des états x_t. De même, on notera $\hat{y}_k$ le vecteur des valeurs moyennes et Σ_k la matrice de covariance du vecteur des sorties y_k.

A noter qu'en faisant les hypothèses de distribution gaussienne des erreurs de modèle, on suppose encore un modèle non biaisé : on présume que les erreurs de modèles et de mesures sont des lois normales centrées sur 0. En effet, un modèle biaisé va introduire des résidus non gaussiens entre valeurs prédites et valeurs mesurées. L'analyse de ces résidus va permettre de

mettre en évidence des défauts du modèle et fournir des outils d'amélioration. La performance des modèles testés peut être évaluée et les modèles peuvent être comparés entre eux. Nous résumons ici la méthodologie d'estimation des paramètres, des états du modèle, et la validation des résultats telle que décrite dans (Kristensen et al., 2004) :

1. **(Re)formulation du problème :** A partir de l'intuition physique, écrire une structure de modèle initiale sous la forme d'un modèle d'équations différentielles. Traduire le modèle d'équations en un modèle d'état stochastique.
2. **Estimation des paramètres :** Estimer les paramètres du modèle à partir des données expérimentales disponibles via maximisation de la vraisemblance.
3. **Analyse des résidus :** Evaluation de la qualité du modèle en effectuant une analyse des résidus sur des données de validation croisée.
4. **Validation ou rejet du modèle :** déterminer si le modèle est suffisamment précis pour remplir son objectif. S'il l'est, le développement du modèle est terminé. Sinon, continuer avec le développement du modèle (étapes 5 et 6).
5. **Identifier les lacunes spécifiques** du modèle en appliquant des tests statistiques ou en reformulant le modèle avec des variables d'état supplémentaires. Puis recommencer à l'étape 1.
6. **Si identification de nouvelles relations fonctionnelles :** les intégrer dans le modèle. Puis recommencer à l'étape 1.

En résumé, grâce à l'ajout des termes de diffusion stochastiques et de leur hypothèse de distribution gaussienne dans la formulation du modèle d'état, le système peut être résolu de manière plus robuste car il permet (Madsen and Holst, 1995) :

- Un bruit ou un biais de mesure des données d'entrées.
- Un bruit ou un biais de mesure des données mesurées.

Cette version « boîte grise » des modèles d'état permet l'estimation de valeurs moyennes et intervalles de confiances pour les états du système. Des outils statistiques permettent d'évaluer les performances des modèles. L'interprétation des résultats est donc également plus robuste que les modèles déterministes (Kristensen et al., 2004), (Rouchier et al., 2018).

4.2.2 Résolution et estimation des paramètres du modèle d'état stochastique

4.2.2.1 Objectifs de la résolution

Résoudre le modèle d'état stochastique revient à déterminer les distributions des états x_t, sachant les paramètres θ, et connaissant les entrées u_t et sorties discrètes y_k. Connaissant les mesures discrètes pour $\{y_k\}$ jusqu'à l'instant t_k, et les entrées u_t jusqu'à l'instant t_N ($N > k$), trois cas de figure peuvent être distingués (Madsen, 2007) :

- **Interpolation** (ou lissage) : estimation des états x_t aux instants passés $t < t_k$.
- **Reconstruction** (ou filtrage) : estimation des états x_t à l'itération courante $t = t_k$.

- **Prédiction** : prédiction des états x_t pour des instants futurs $t > t_k$.

L'algorithme permettant de résoudre le modèle d'état est le filtre de Kalman (Kalman, 1960). Il fournit la prédiction et la reconstruction optimales des états x_t (Madsen, 2007). Nous détaillons par la suite le fonctionnement de l'algorithme.

4.2.2.2 Filtre de Kalman : cas linéaire

Système continu linéaire

Si l'on fait l'hypothèse que les fonctions f, h, et σ sont linéaires et stationnaires, le modèle d'état équation *(4.2)* peut être réécrit dans sa version continue simplifiée :

$$\begin{aligned} dx_t &= (Ax_t + Bu_t)dt + \sigma d\omega_t \\ y_k &= Cx_k + Du_k + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, V) \end{aligned} \qquad (4.3)$$

Les coefficients des matrices A , B, C, D, σ et V sont indépendants du temps, mais dépendent éventuellement des paramètres θ. Sous sa forme continue, l'équation de process décrit les valeurs des états pour tout instant t. Elle a pour avantage de :

- Directement retranscrire une connaissance physique du problème telle qu'un système d'équations différentielles.
- Faire apparaitre clairement les termes stochastiques liés au process et à la mesure.

Discrétisation du système d'équation

Les variables mesurées y_k (et éventuellement les entrées u_t) sont discrètes, c'est à dire connues pour un nombre fini d'instants t_k. Pour résoudre le modèle d'état, il est nécessaire de le discrétiser. Si l'on fait l'hypothèse que les fonctions f et h sont constantes par morceaux sur chaque intervalle $[t_k, t_{k+1}]$, le système peut se discrétiser par intégration sur chaque intervalle. En ajoutant l'hypothèse que u_t est constant sur chaque intervalle de temps et que les Δt sont réguliers, la discrétisation du cas linéaire équation *(4.3)* donne (Madsen and Holst, 1995) :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= A_d x_k + B_d u_k + r_k \\ y_k &= C_d x_k + D_d u_k + v_k \end{aligned} \qquad (4.4)$$

Avec

$$A_d = \exp(A\Delta t) \qquad (4.5)$$

$$B_d = A^{-1}(A_d - I)B$$

$$R = \int_0^{\Delta t} \exp(A\,\Delta t)\,\sigma\,\exp(A^T \Delta t)dt$$

$$C_d = C$$

$$D^d = D$$

A_d , B_d, C_d et D_d sont des matrices des équations discrètes à coefficients constants. $r_k \sim N(0, R)$ est le bruit de process de covariance R. A noter que les coefficients de la matrice de covariance R dépendent de la matrice de variance incrémentale σ^2, de la matrice A et de l'intervalle de temps Δt. $v_t \sim N(0, V)$ est le bruit de mesure de covariance V. Les éléments diagonaux des matrices R et V représentent les variances des erreurs stochastiques des équations de process et de mesure. Les éléments non diagonaux représentent les covariances, ils sont nuls si les erreurs modélisées sont indépendantes. Les paramètres du modèle étant supposés connus, les matrices A_d , B_d, C_d et D_d , R et V sont connues.

Résolution : notations

Variables :

- x est le vecteur des états probabilistes, représentés par les moyennes $\hat{x}$ et la matrice de covariance P. $\tilde{x} = x - \hat{x}$ est le vecteur probabiliste centré autour de sa valeur moyenne.
- y est le vecteur des sorties probabilistes, représentées par les moyennes $\hat{y}$ et la matrice de covariance Σ.
- y^m est le vecteur des mesures des sorties.
- u est le vecteur des entrées.
- ϵ est le vecteur représentant l'erreur entre la prédiction de $\hat{y}$ et la mesure y^m.
- K est le vecteur de gain de Kalman.

Indices temporels :

- L'indice $k+1|k$ est la prédiction à l'instant $k+1$, connaissant la valeur à l'instant k.
- L'indice $k+1|k+1$ est la valeur corrigée de la prédiction $k+1|k$ à l'instant $k+1$.

Résolution : initialisation des états

L'initialisation des états du système consiste à renseigner, pour le premier instant mesuré ($k = 1$), une prédiction des moyennes des états, noté $\hat{x}_{1|0}$, et de la matrice de covariance associée, notée $P_{1|0}$. Les valeurs d'initialisation de $P_{1|0}$ peuvent être estimées en fonction de l'équation de process et des paramètres stochastiques (Kristensen and Madsen, 2003).

Résolution : itérations avec filtre de Kalman

Le filtre de Kalman est un algorithme itératif. Pour chaque nouvel instant $k+1$, les valeurs moyennes $\hat{x}_{k+1|k+1}$ et covariances $P_{k+1|k+1}$ des états du système sont prédites à partir des états précédents $\hat{x}_{k|k}$ et $P_{k|k}$, des entrées u_k, et de la mesure au nouvel instant y^m_{k+1}. Le processus de Kalman se décompose en trois étapes : prédiction, innovation, et reconstruction. Les étapes sont illustrées (Figure 4.2) et explicitée ci-après.

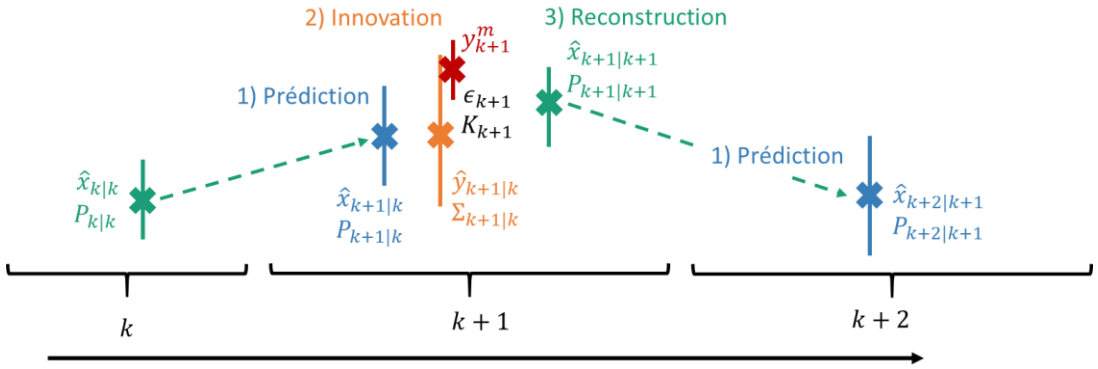


Figure 4.2 : Schéma de principe du filtre de Kalman, entre les instants k et k+1, adapté de (Rouchier et al., 2019). $\hat{x}$ sont les valeurs moyennes et P la covariance des états. $\hat{y}$ sont les valeurs moyennes et Σ la covariance des sorties. y est la mesure. ϵ est l'erreur de prédiction à horizon un pas de temps et K est le gain de Kalman.

1. *Prédiction :* l'étape de prédiction consiste à utiliser l'équation de process *(4.4)* pour prédire les moyennes $\hat{x}_{k+1|k}$ et covariances $P_{k+1|k}$ des états à horizon 1 pas de temps :

$$\hat{x}_{k+1|k} = A_d\, \hat{x}_{k|k} + B_d\, u_k \qquad (4.6)$$

$$P_{k+1|k} = A_d\, P_{k|k} {A_d}^T + R \qquad (4.7)$$

Remarque : si le système est linéaire, la propagation des valeurs moyennes et le calcul de la covariance donnent une solution exacte. La covariance prédite $P_{k+1|k}$ est la somme de la covariance issue de l'état précédent après application de la dérive ($A_d\, P_{k|k} {A_d}^T$), et de la matrice de covariance (R) lié à la diffusion des états par l'équation de process.

2. *Innovation :* les moyennes $\hat{y}_{k+1|k}$ et covariances $\Sigma_{k+1|k}$ des prédictions des sorties à horizon 1 pas de temps sont calculées et comparées aux mesures y^m_{k+1} :

$$\hat{y}_{k+1|k} = C_d\, \hat{x}_{k+1|k} + D_d u_k \qquad (4.8)$$

$$\Sigma_{k+1|k} = C_d\, P_{k+1|k}\, {C_d}^T + V \qquad (4.9)$$

$$\epsilon_{k+1} = y_{k+1}^{m} - \hat{y}_{k+1|k} \quad (4.10)$$

$$K_{k+1} = P_{k+1|k}\, {C_d}^T\, \Sigma_{k+1|k}^{-1} \quad (4.11)$$

Remarque : l'écart entre la mesure et la prédiction ϵ_{k+1} est le résidu de prédiction à horizon un pas de temps. La matrice colonne K est le gain de Kalman. Ses éléments représentent, pour chaque état, le ratio entre la covariance attribuée à la prédiction du modèle $P_{k+1|k}$ et la covariance attribuée à la prédiction de la sortie $\Sigma_{k+1|k}$. Ses valeurs sont comprises entre 0 et 1.

3. *Reconstruction :* en fonction de la valeur du gain de Kalman, les prédictions des états et de leur covariance sont corrigées plus ou moins fortement par l'information portée par la mesure.

$$\hat{x}_{k+1|k+1} = \hat{x}_{k+1|k} + K_{k+1}\, \epsilon_{k+1} \quad (4.12)$$

$$P_{k+1|k+1} = P_{k+1|k} - K_{k+1}\, C_d\, P_{k+1|k} \quad (4.13)$$

Remarque : les racines carrées des éléments diagonaux de la matrice de covariance des états reconstruite $\sqrt{diag\left(P_{k+1|k+1}\right)}$ sont les écarts types associés aux états reconstruits. On obtient ainsi, pour chaque état, l'intervalle de confiance autour de la valeur moyenne.

A noter également que l'algorithme de Kalman fournit les prédictions à horizon un pas de temps, et la reconstruction (ou filtrage) des états. Des prédictions à horizon plusieurs pas de temps peuvent être effectuées en réalisant l'étape de prédiction successivement, sans reconstruction. Enfin, le lissage peut être réalisé en déroulant l'algorithme de Kalman dans les deux sens (k croissant et k décroissant) (Kristensen and Madsen, 2003).

4.2.2.3 Filtre de Kalman : cas non linéaire

Le système d'état devient non linéaire dans les cas où les fonctions f ou h équation *(4.2)* sont non linéaires. Ce cas apparait notamment lorsque :

- Le système d'équations différentielles est non linéaire.
- Lorsqu'un paramètre à estimer prend des valeurs variables à chaque pas de temps, et qu'on l'inclut donc dans le vecteur d'états. On dit que des paramètres sont estimés conjointement aux états.

Système discret non linéaire

En repartant de la forme générale du modèle d'état équation *(4.2)*, le système discrétisé non linéaire peut s'écrire comme suit :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F_k(x_k, u_k, t_k, \theta) + r_k \\ y_k &= H_k(x_k, u_k, t_k, \theta) + \nu_k \end{aligned} \qquad (4.14)$$

Avec $F_k(x_k, u_k, t_k, \theta) = F_k$ une primitive de la fonction f sur l'intervalle $[k, k+1]$ et $H_k(x_k, u_k, t_k, \theta) = H_k = h$.

Si le système est non linéaire, les étapes de prédiction de la moyenne des états $\hat{x}_{k+1|k}$ et sorties $\hat{y}_{k+1|k}$ et leurs matrices de covariance respectives $P_{k+1|k}$ et $\Sigma_{k+1|k}$ ne peuvent être directement calculées avec la relation discrétisée linéaire présentée précédemment équations *(4.6)* à *(4.9)*. En effet, la moyenne et la covariance des sorties d'une fonction non linéaire n'est pas égale à la sortie de la moyenne et de la covariance. La différence avec le cas linéaire réside alors dans l'étape de prédiction des valeurs $P_{k+1|k}$ et $\Sigma_{k+1|k}$. Nous présentons ci-dessous les méthodes d'approximations les plus courantes.

Filtre EKF (Extended Kalman Filter)

Le filtre EKF réside en la linéarisation de la fonction non linéaire F_k autour de la valeur $\hat{x}_{k|k}$. La description de l'algorithme, reprise de (Duarte et al., 2018), est détaillée en annexe M. Elle permet d'approximer les prédictions de la moyenne des états $\hat{x}_{k+1|k}$ et sorties $\hat{y}_{k+1|k}$ et leur matrice de covariance respectives $P_{k+1|k}$ et $\Sigma_{k+1|k}$ en réalisant les approximations suivantes :

- Propagation des valeurs moyenne à travers les fonctions non linéaires F_k et H_k.
- Calcul des matrices de covariance par linéarisation des équations grâce à un développement de Taylor d'ordre 1.

Cette méthode possède des limites, notamment par la linéarisation d'ordre un des équations de process et de la mesure. L'erreur sera particulièrement importante si l'initialisation est éloignée des vrais états et si le système est hautement non linéaire (Wan and Van Der Merwe, 2000). Pour mitiger cette limite, une amélioration possible est implémentée dans la variante itérative (IEKF), par la réalisation d'itérations pour converger vers une meilleure approximation de la reconstruction des états (Kristensen and Madsen, 2003).

Autres filtres

Le filtre UKF (Unscented Kalman Filter) réalise des approximations plus fines des prédictions des moyennes et covariances des états que le EKF en propageant un échantillon de plusieurs points à travers la fonction non linéaire (Wan and Van Der Merwe, 2000) (Massano et al., 2020). Enfin, nous mentionnons l'existence d'autres variantes telles que QKF (Quadrature

Kalman Filter) (Cappe et al., 2007) ou EnKF (Ensemble Kalman Filter) (Qian et al., 2022). Remarque : nous utiliserons le filtre EKF car il est implémenté dans l'outil CTSM-R (Juhl et al., 2016).

4.2.2.4 Estimation des paramètres θ par maximisation de la vraisemblance

L'algorithme de Kalman décrit précédemment permet de résoudre le modèle d'état, pour un jeu de paramètres θ constant donné. Le vecteur θ peut contenir différents types de paramètres constants :

- Les valeurs d'initialisation des états $\hat{x}_{1|0}$.
- Les paramètres constants du modèle (par exemple paramètres RC d'un modèle thermique).
- Les termes d'erreurs stochastiques dans les équations de process (éléments de la matrice σ) et de mesure (éléments de la matrice V).

Or, ces paramètres ne sont pas forcément connus. Leur estimation peut même être l'objectif principal de la résolution du modèle d'état, par exemple pour l'estimation des paramètres RC d'un modèle thermique (Rouchier et al., 2019) ou des paramètres de débit d'un modèle gaz traceurs (Tugores et al., 2024).

L'approche adoptée pour estimer les paramètres optimaux θ est de maximiser la fonction de vraisemblance totale $L(\theta, Y_N)$ qui représente la probabilité du modèle et de ses paramètres, connaissant les donnés $\{Y_N\}$. La fonction de vraisemblance totale du modèle (connaissant l'ensemble de la série $\{Y_N\}$) se calcule en utilisant la formule de Bayes pour former un produit de probabilités conditionnelles (Kristensen and Madsen, 2003) :

$$L(\theta, Y_N) = p(Y_N, \theta) = \left(\prod_{k=1}^{N} p(y_k | Y_{k-1}, \theta) \right) p(y_0 | \theta) \qquad (4.15)$$

L'hypothèse que les erreurs de process ont des distributions gaussiennes (modélisées par le processus de Wiener) permet de modéliser les probabilités conditionnelles avec des densités gaussiennes (Kristensen and Madsen, 2003) :

$$L(\theta, Y_N) = \left(\prod_{k=1}^{N} \frac{\exp\left(-\frac{1}{2}\, \epsilon_k^T \Sigma_{k|k-1}^{-1} \epsilon_k\right)}{\sqrt{\det(\Sigma_{k|k-1})}\left(\sqrt{2\pi}\right)^l} \right) p(y_0 | \theta) \qquad (4.16)$$

Remarque : le paramètre l est le nombre d'états mesurés.

L'optimisation des paramètres va alors résider dans la maximisation de la fonction vraisemblance. D'un point de vue calculatoire, on préfère minimiser le logarithme négatif de la vraisemblance totale, c'est-à-dire, à une constante près :

$$-\ln\big(L(\theta, Y_N)\big) = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{N} \ln\big(\det(\Sigma_{k|k-1})\big) + \epsilon_k^T \Sigma_{k|k-1}^{-1} \epsilon_k \qquad (4.17)$$

On voit ici que la fonction de vraisemblance totale dépend des résidus des prédictions à horizon un pas de temps et de la matrice de covariance des prédictions de sorties, calculées à chaque itération du filtre de Kalman. L'estimation de $-\ln\big(L(\theta, Y_N)\big)$ nécessite donc l'exécution de l'algorithme de Kalman sur toute la série $\{Y_N\}$. Les valeurs optimales de θ ainsi qu'un intervalle de confiance peuvent alors être estimés via un algorithme d'optimisation, par exemple l'algorithme de Newton-Raphson qui est adapté au cas d'une fonction objectif non linéaire (Kristensen and Madsen, 2003).

Pour conclure cette partie, la Figure 4.3 illustre l'ensemble de la méthode décrite. Elle comprend la reconstruction des distributions gaussiennes des états x_k par l'algorithme de Kalman, et l'estimation des paramètres constants par maximisation de la fonction de vraisemblance totale. En résumé, le déroulement de la méthode pour un modèle d'état stochastique donné permet de :

- Estimer les paramètres optimaux θ du modèle, connaissant les mesures.
- Estimer une valeur moyenne des états $\hat{x}$ et l'intervalle de confiance associé $\sqrt{diag(P)}$.
- Mettre en évidence des biais de modèle et pistes d'améliorations par l'analyse des résidus de prédiction ϵ.

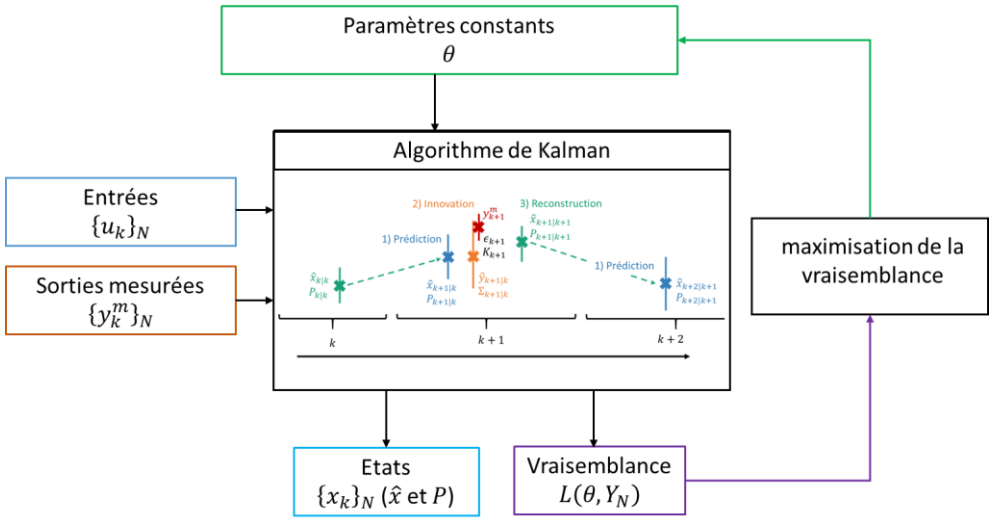


Figure 4.3 : Schéma de principe de la résolution et estimation des paramètres du modèle d'état stochastique.

4.2.3 Outil CTSM-R

L'outil CTSM-R (Continuous Time Stochastic Modeling in R) est un paquet R en accès libre développé dans le département DTU Compute de l'université DTU au Danemark (Juhl et al., 2016). Le code permet la description et résolution de tous les modèles d'état rencontrés dans la littérature précédemment.

Les fonctions et l'interface implémentées dans CTSM-R comprennent :

- La saisie du modèle d'état choisi à partir de la formulation continue équation *(4.2)*.
- La déclaration des entrées et sorties mesurées.
- La déclaration des paramètres de modèle (fixes ou à optimiser).
- La déclaration des termes stochastiques (fixes ou à optimiser).

Les fonctions de résolutions implémentées dans CTSM-R comprennent :

- L'implémentation du filtre IEKF pour les modèles non linéaires.
- Divers schémas numériques favorisant la convergence.
- L'optimisation des paramètres par maximisation de la fonction de vraisemblance.
- La prédiction, la reconstruction (filtrage) et le lissage des états du système après optimisation.

Les résultats de résolution comprennent :

- Les statistiques d'estimation des paramètres.
- Les moyennes et écart types estimées pour les états et les sorties.
- La valeur de la vraisemblance totale.

Un guide mathématique est disponible (Kristensen and Madsen, 2003). L'outil a été largement utilisé et validé dans la littérature (Kristensen et al., 2003), (Kristensen et al., 2004), (Bacher and Madsen, 2011), (Macarulla et al., 2018), (Tugores et al., 2024). Dans la suite du chapitre, sur la base de l'étude de la littérature, nous utiliserons l'outil CTSM-R (version 0.6.22) pour implémenter et résoudre les modèles d'états pour notre cas d'étude.

4.3 Test de la méthode sur les données générées numériquement par STD

4.3.1 Motivation

(Lu et al., 2010), (Duarte et al., 2018), (Chen et al., 2021), (Liu et al., 2022) mettent en avant l'intérêt de réaliser un premier test avec des données synthétiques générées numériquement. En effet, les données générées numériquement ont l'avantage d'être maitrisées et de contenir des valeurs de référence pour l'ACR (λ_{ref}). Dans ce chapitre, λ_{ref} désigne donc les valeurs de références qui avaient été calculées par le modèle STD au chapitre 3. La comparaison des valeurs qui seront reconstruites par modèle statistique (λ) aux valeurs de référence (λ_{ref}) pourra répondre à plusieurs objectifs :

- Déterminer les valeurs des paramètres constants optimales des modèles.
- Evaluer la performance d'un modèle.
- Comparer les performances de différents modèles entre eux.

Dans ce chapitre, les données d'entrées pour la résolution des modèles d'états seront celles générées numériquement par le modèle STD (chapitre 3). Les scénarios utilisés pour le calcul sont ceux réalisés dans la campagne expérimentale (chapitre 2) : la production de CO_2 correspond au CO_2 métabolique émis par les occupants, et les scénarios d'ouvertures de fenêtres sont réalistes par rapport à des stratégies de surventilation nocturne.

4.3.2 Présentation des modèles testés et hypothèses de calcul

Dans cette section, sur la base de la littérature, nous allons présenter les trois modèles d'états stochastiques qui seront testés et comparés dans la suite.

4.3.2.1 Description des modèles

Le modèle M1 (co2Lambda) est le modèle d'état le plus simple. Il est composé des deux équations d'états $co2$ et λ et de l'unique équation de la mesure $Yco2$. En reprenant la nomenclature des variables décrites dans le Tableau 4.1, et le formalisme du modèle d'état sous forme continue équation *(4.2)* il s'écrit :

$$d\begin{bmatrix} co2 \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda(co2 - co2ext) + Prod \\ 0 \end{bmatrix} dt + \begin{bmatrix} sco2 \\ s\lambda \end{bmatrix} d\omega t$$
$$[Yco2] = [co2] + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, [sYco2^2]) \qquad (4.18)$$

L'état $co2$ (inconnu) de valeur initiale $co2_0$ est décrit par l'équation des gaz traceurs comprenant le terme stochastique de process $sco2$. La sortie (connue) associée est $Yco2$ de variance $sYco2^2$. La sortie $Yco2$ qui sera fournie aux modèles est la moyenne du CO_2 simulé

dans la cuisine et le salon, pondérée par leur volume respectif. Le calcul de ces valeurs générées par le calcul STD ($CO2_mean_weighted_STD$) a été décrit précédemment équation *(3.4)*.

L'entrée $co2ext$ est la concentration de CO_2 extérieur mesurée (capteur $CO2_Ext$). Nous faisons le choix de filtrer la concentration de CO_2 extérieur par une moyenne glissante horaire. Ce pré traitement permet d'éliminer le bruit du capteur sans biaiser la valeur moyenne car celle-ci évolue lentement par rapport au bruit de mesure.

La variable $Prod$ (production de CO_2) correspond au CO_2 injecté dans le volume total ($V_K + V_LR$), aux trois positions d'injections du montage expérimental :

$$Prod = \frac{(Injec_1 + Injec_2 + Injec_3)}{V_K + V_LR} \times 1000 \qquad (4.19)$$

L'état latent λ de valeur initiale λ_0 représente l'ACR inconnu que l'on souhaite reconstruire. L'état est en évolution libre grâce au terme stochastique de process $s\lambda$. Dans ce cas test sur la base de données STD, la valeur reconstruite pourra être comparée à la valeur de référence $\lambda_{ref} = ACR_Total$.

A noter que la présence de la multiplication des variables d'état λ et $co2$ rend le système non linéaire. Pour plus de détails concernant l'application concrète du filtre de Kalman EKF pour ce modèle, le détail algorithmique de la résolution du modèle M1 est décrit en annexe N.

Le modèle M2 (co2LambdaK) est une modification du modèle M1 qui permet au terme de diffusion associé à l'état λ de prendre des valeurs différentes entre des périodes où l'ACR est stable (typiquement fenêtres fermées) ou au contraire très fluctuant (typiquement fenêtres ouvertes).

$$d\begin{bmatrix} co2 \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda(co2 - co2ext) + Prod \\ 0 \end{bmatrix} dt + \begin{bmatrix} sco2 \\ \left(\boldsymbol{\delta_\lambda}\, \boldsymbol{K_\lambda} + (\mathbf{1} - \boldsymbol{\delta_\lambda})\right) s\lambda \end{bmatrix} d\omega t \qquad (4.20)$$

$$[Yco2] = [co2] + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, [sYco2^2])$$

Avec :

$$\delta_\lambda = \begin{cases} 1 \text{ si les fenêtres sont ouvertes et pendant 5min après fermeture} \\ 0 \text{ sinon} \end{cases}$$

K_λ est le paramètre multiplicateur pour le terme de diffusion $s\lambda$. Ainsi, le terme diffusif de l'équation de process λ pourra valoir alternativement les valeurs $s\lambda$ ou $K_\lambda \times s\lambda$. Cette formulation originale s'inspire de la prise en compte du gain solaire dans les modèles thermiques (Radecki and Hencey, 2017). Nous avons présenté et montré la pertinence de ce modèle dans (Schreck et al., 2023).

Le modèle M3 (co2LambdaKProd) est une modification du modèle M2 inspirée des travaux de (Duarte et al., 2018). Elle teste le passage de l'entrée ($Prod$) vers un état mesuré ($YProd$) avec erreur de mesure gaussienne de variance $sYProd^2$. De même que pour l'état λ, l'état $Prod$ devient alors un état en évolution libre de valeur initiale $Prod_0$ et avec une équation de process fictive de terme de diffusion $sProd$. La sortie (connue) associée est $YProd$ de variance $sYProd^2$. Le code du modèle M3 dans la syntaxe CTSM-R est fourni en annexe O.

$$d\begin{bmatrix} co2 \\ \boldsymbol{Prod} \\ \lambda \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\lambda(co2 - co2ext) + Prod \\ \mathbf{0} \\ 0 \end{bmatrix} dt + \begin{bmatrix} sco2 \\ \boldsymbol{sProd} \\ \left(\delta_\lambda K_\lambda + (1-\delta_\lambda)\right) s\lambda \end{bmatrix} d\omega t$$

$$\begin{bmatrix} Yco2 \\ \boldsymbol{YProd} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} co2 \\ \boldsymbol{Prod} \end{bmatrix} + v_k \text{ avec } v_k \sim N\left(0, \begin{bmatrix} sYco2^2 & 0 \\ 0 & \boldsymbol{sYProd^2} \end{bmatrix}\right) \quad (4.21)$$

Les différentes variable et leur rôle dans les trois modèles sont résumés dans le Tableau 4.1.

Num	Nom	Etats	Entrées	Sorties mesurées	Paramètres constants
M1	co2Lambda	co2 [ppm] λ [h^{-1}]	Prod [ppm/h] co2ext [ppm]	Yco2 [ppm]	$co2_0$ [ppm] λ_0 [h^{-1}] sco2 [ppm] $s\lambda$ [h^{-1}] sYco2 [ppm]
M2	co2lambdaK	co2 [ppm] λ [h^{-1}]	Prod [ppm/h] co2ext [ppm] δ_λ [0,1]	Yco2 [ppm]	$co2_0$ [ppm] λ_0 [h^{-1}] sco2 [ppm] $s\lambda$ [h^{-1}] K_λ [/] sYco2 [ppm]
M3	co2LambdaKProd	co2 [ppm] λ [h^{-1}] Prod [ppm/h]	co2ext [ppm] δ_λ [0,1]	Yco2 [ppm] YProd [ppm/h]	$co2_0$ [ppm] $Prod_0$ [ppm/h] λ_0 [h^{-1}] sco2 [ppm] sProd [ppm/h] $s\lambda$ [h^{-1}] K_λ [/] sYco2 [ppm] sYProd [ppm/h]

Tableau 4.1 : Description des trois modèles testés comprenant les états, entrées, sorties mesurées et paramètres constants.

4.3.2.2 Période et pas de temps de résolution

La reconstruction des ACRs (λ) sera réalisée sur l'ensemble de la période du cas d'étude correspondant aux trois mois de campagne expérimentale (du 26/05/2023 au 03/09/2023). Le pas de temps de résolution est laissé à 1 min. Agréger les données sur un pas de temps supérieur (par exemple 5 min ou 10 min) ne semble ici pas pertinent. En effet, nous avons vu que la concentration de CO_2 décroit rapidement dans les premières minutes après ouvertures. De plus, nous souhaitons pouvoir capter la dynamique de l'ACR liée à la fluctuation du vent. Il est donc

souhaitable de conserver l'information portée par chaque pas de temps. De plus, l'agrégation des données sur des pas de temps plus élevé peut produire un décalage non souhaitable entre les entrées et sorties fournies au modèle.

4.3.3 Résultats du modèle M1 (co2lambda)

4.3.3.1 Estimation et choix des paramètres

Les paramètres des états initiaux sont fixés à $co2_0 = 550$ ppm et $\lambda_0 = 0{,}3$ h^{-1}. Ces valeurs d'initialisation sont choisies de manière à être physiquement plausibles, au plus près de leur vraie valeur. L'algorithme de Kalman adaptera ces valeurs d'état au fil des itérations. Comme dans ce cas test, nous utilisons les données issues du calcul STD, les valeurs de $Yco2$ ($= CO2_mean_weighted_STD$) ne sont pas bruitées. Le terme de bruit de mesure est donc fixé à la valeur faible de $sYco2 = 1$ ppm. La difficulté réside dans l'estimation des paramètres constants $sco2$ et $s\lambda$ pour lesquels le choix de la valeur n'est pas direct. Ces deux paramètres sont donc optimisés à l'aide de l'algorithme de maximisation de la fonction de vraisemblance du solveur CTSM-R. Afin de faire baisser le coût en temps de calcul, l'optimisation est réalisée sur les deux premières semaines de calcul uniquement. Les résultats après convergence sont affichés dans le Tableau 4.2. L'algorithme d'optimisation calcule également les intervalles de confiance à 95 % des estimations, la significativité des paramètres (pValue) et la sensibilité de la fonction objectif $F(\theta)$ par rapport aux paramètres θ ($dF/dPar$) (Kristensen and Madsen, 2003).

Paramètres Modèle M1	Estimation	Intervalle à 95 %	pValue	dF/dPar	Valeurs choisies
co20 [ppm]	-	-	-	-	**550**
lambda0 [h^{-1}]	-	-	-	-	**0,3**
sco2 [ppm]	5,2	[5,1 ; 5,3]	*< 0,05*	-0,19	**10**
sλ [h^{-1}]	1,33	[1,27 ; 1,39]	*< 0,05*	-0,06	**2**
sYco2 [ppm]	-	-	-	-	**1**

Tableau 4.2 : Valeurs estimées et valeurs choisies pour les paramètres du modèle M1. L'estimation est réalisée par le solveur CTSM-R à partir des deux premières semaines de données.

La valeur optimisée du bruit de process est $sco2 = 5{,}2$ ppm. La significativité de $sco2$ (pValue < 0,05) confirme la présence d'un écart entre valeurs prédites et valeurs mesurées. Cet écart peut s'expliquer par :

- La simplification de la formulation de l'équation de process par rapport au modèle STD qui comprend plusieurs nœuds dans le volume considéré (zones [salon] et [cuisine]), et plusieurs nœuds en interface (extérieur mais aussi cage d'escalier).
- Une différence en temps de réponse entre la sortie $Yco2$ issue des données générées par le modèle STD et la reconstruction de l'état $co2$ lors des variations brutales de l'entrée ($Prod$) ou de l'état λ (lors des changements de configuration d'ouvrants).

La valeur optimisée du paramètre de diffusion $s\lambda$ est $s\lambda = 1{,}33$ h^{-1}. La significativité de $s\lambda$ (pValue < 0,05) confirme la nécessité d'une évolution dynamique du paramètre latent λ : il ne

peut pas être considéré constant dans le modèle. La valeur de $s\lambda$ est déterminante pour la vitesse à laquelle les valeurs de λ reconstruites vont pouvoir suivre une variation brusque lors des changements de configuration d'ouvrants ou lors de fluctuations dues au vent (Duarte et al., 2018) (Schreck et al., 2023).

Cependant, l'indicateur de sensibilité de la fonction objectif F par rapport à la valeur des paramètres optimisés $dF/dPar$ n'est pas très petit en valeur absolu par rapport à 1 (= 0,19 pour $sco2$), suggérant qu'il n'existe pas d'optimum clairement identifié. La difficulté d'identifiabilité des paramètres a déjà été relevée dans (Duarte et al., 2018). Les auteurs choisissent alors des valeurs fixes pour les paramètres $sco2$ et $s\lambda$ (Duarte et al., 2018), (Liu et al., 2022), (Remion et al., 2021). Leur valeurs sont choisies en comparant les valeurs de λ estimé aux valeurs de référence du cas test, par exemple en vérifiant que l'intervalle de confiance de la reconstruction de λ inclut la valeur de référence.

Dans l'optique de générer des intervalles de confiances suffisamment larges pour inclure les valeurs de référence λ_{ref}, et après avoir testé empiriquement différentes valeurs, le choix est fait d'augmenter les valeurs des termes d'erreurs stochastiques issus de l'optimisation à $sco2 = 10$ ppm et $s\lambda = 2$ h^{-1} (colonne de droite dans le Tableau 4.2).

4.3.3.2 Visualisation de la reconstruction

La Figure 4.4 donne un aperçu de la reconstruction de λ par le modèle M1 avec les paramètres constants choisis précédemment. Pour rappel, les variables $Prod$, $co2ext$ et $Yco2$ sont les données générées par le calcul STD et fournies en entrée du modèle d'état. Les estimations de l'état λ (valeurs moyennes et intervalles de confiance à 95 %) sont comparés au valeurs de références issues du calcul STD (λ_{ref}). Les zones pour lesquelles ($Yco2 - co2ext$) < 200ppm sont colorées en rose.

Les tracés de la reconstruction de l'état $co2$ (Filtered state co2) et la courbe de la mesure $Yco2$ sont confondus, en cohérence avec la faible valeur attribuée au terme d'erreur de mesure ($sYco2$=1ppm). Le filtre de Kalman corrige systématiquement la prédiction de l'état $co2$ pour qu'elle corresponde à la valeur mesurée $Yco2$.

La courbe verte illustre la reconstruction de l'état λ (valeurs moyennes et intervalle de confiance à 95 %). A noter que la valeur dépouillée est l'ACR lissé (smoothed), résultat de la réalisation de deux filtrages de Kalman, dans les deux sens (t croissant et t décroissant). Une comparaison des résultats filtrés et lissés est disponible en annexe P. On remarque que :

- Les valeurs moyennes de λ sont stables pendant les périodes de configuration fermée. Par ailleurs, l'évolution dynamique de λ permet de suivre les variations lors des changements de configurations d'ouvrants.
- Lorsque l'écart intérieur/extérieur en CO_2 est suffisant (typiquement $\Delta CO2$ > 200ppm), les valeurs moyennes de λ sont cohérentes avec les valeurs de références calculées en STD (pointillés). Au contraire, lorsque le potentiel en CO_2 est faible (typiquement $\Delta CO2$ < 200 ppm), l'incertitude liée à l'équation de process de l'état $co2$ augmente et l'état λ

n'est plus identifiable. Cela se traduit par l'élargissement de l'intervalle de confiance à 95 % de l'état λ et/ou des valeurs moyennes qui s'éloignent de la valeur de référence λ_{ref}.

- Il arrive qu'il y ait un écart constant entre les valeurs estimées λ et la valeur de référence λ_{ref}, par exemple en configuration mono-façade du 24/06 (Figure 4.4). Cela peut s'expliquer par un biais entre le modèle STD (nodal avec plusieurs nœuds) et le modèle statistique mono-zone. Si le mélange de CO_2 n'est pas homogène dans le volume [salon+cuisine], la concentration de CO_2 considérée $Yco2$ est biaisée ce qui induit un biais dans la valeur de λ reconstruite (Reda et al., 2023). La non homogénéité du mélange peut être liée à la position de l'injection et/ou au circuit du débit d'air.

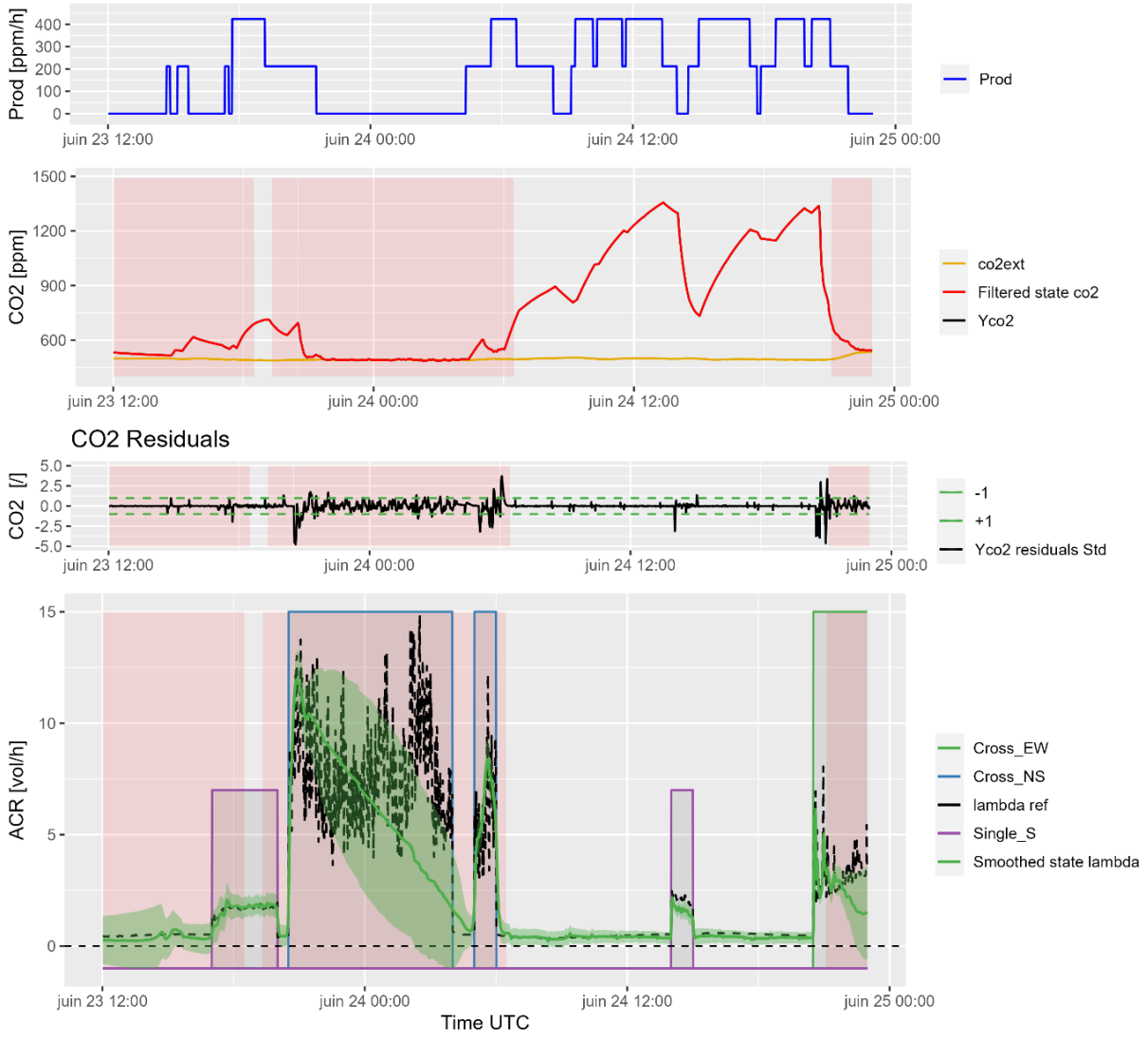


Figure 4.4 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle d'état M1 (co2Lambda), alimenté par les données STD. Entrées (Prod et co2ext), état mesuré (Yco2), résidus (Yco2 residuals Std), état co2 filtré (Filtered state co2), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

4.3.3.3 Analyse des résidus

L'analyse des résidus de prédiction à horizon un pas de temps permet d'évaluer plus en détail la qualité du modèle (Kristensen et al., 2004). Si les résidus correspondent à un bruit blanc, c'est-à-dire que leur valeur suit une distribution gaussienne et qu'il n'y a pas d'autocorrélation entre les instants, alors le modèle est non biaisé. Dans notre modèle, en reprenant l'équation *(4.10)*, les résidus liés à l'état mesuré $co2$ (ϵ_{co2} [ppm]) se calculent comme suit :

$$\epsilon_{co2} = Yco2 - \widehat{Yco2} \qquad (4.22)$$

Avec $\widehat{Yco2}$ la prédiction de la sortie à horizon un pas de temps. $Yco2$ est la mesure fournie au modèle. Afin de pouvoir comparer la valeur des résidus par rapport à l'incertitude attribuée à la prédiction de la mesure, les résidus équation *(4.22)* sont standardisés ($\epsilon_{co2,sd}$ [/]) de la manière suivante :

$$\epsilon_{co2,sd} = \frac{\epsilon_{co2}}{\widehat{Yco2,sd}} \qquad (4.23)$$

Avec $\widehat{Yco2,sd}$ l'écart type associé à la prédiction $\widehat{Yco2}$.

La variation de la série temporelle des résidus standardisés était également illustrée en Figure 4.4. Une valeur de résidu standardisé très en dehors de l'intervalle [-1,1] signifie que l'erreur de prédiction à horizon un pas de temps est supérieure à l'erreur gaussienne paramétrée dans le modèle stochastique. Idéalement, les résidus standardisés doivent être compris dans les bornes [-1,1] sur toute la période.

Dans notre cas, les résidus standardisés sont plus importants aux instants de :

- Variation brusque de l'entrée $Prod$ (production de CO_2).
- Variation de la configuration d'ouvrants.
- Ouvertures traversantes pour lesquelles il y a de fortes fluctuations de ACR dues au vent.

L'étude de l'autocorrélation des résidus (fonction ACF) (Figure 4.5) est un moyen complémentaire d'observer si les résidus sont caractérisés par un bruit blanc. Si c'est le cas, les valeurs de corrélations associées aux différents décalages de pas de temps (lags) doivent être comprises dans l'intervalle formé par les tirets bleus. A noter qu'une majorité de l'autocorrélation entre les résidus est produite par les périodes pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm (comparaison en Figure 4.5 entre gauche et droite). Dans la suite, nous analyserons les résidus calculés uniquement sur les périodes d'intérêt, c'est-à-dire pour $\Delta CO2 > 200$ ppm (Figure 4.5, droite). Sur ces périodes, les résidus sont corrélés jusqu'à un lag de 10. Remarque : le calcul des autocorrélations des résidus sur des périodes spécifiques introduit des autocorrélations non souhaitées entre les périodes. Néanmoins, ce phénomène est considéré négligeable sur le résultat.

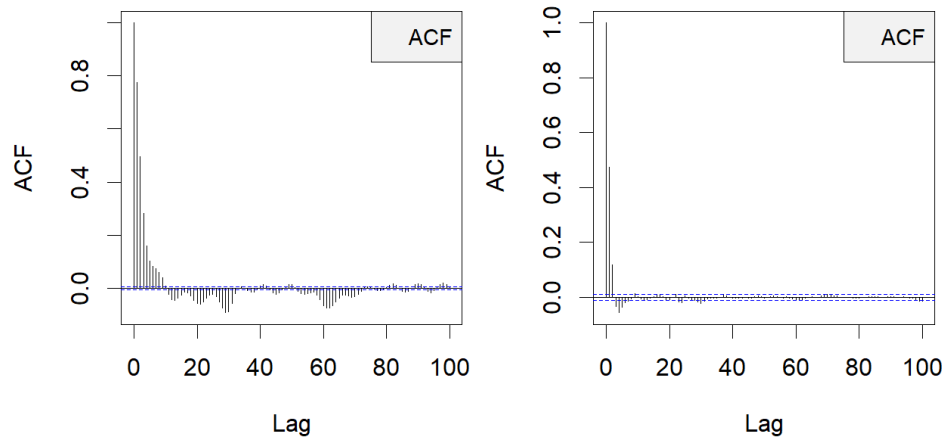


Figure 4.5 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus ϵ_{co2} du modèle M1 (Co2Lambda) à partir des données générées par STD. Gauche : résidus sur toute la période. Droite : résidus des périodes pour lesquelles $\Delta CO2$ > 200 ppm.

4.3.3.4 Synthèse de l'analyse du modèle M1

L'analyse des résultats d'optimisation des paramètres constants, leur choix de valeurs fixes, et l'analyse de la reconstruction de l'ACR pour le modèle M1 ont été détaillés dans cette section. La visualisation des séries temporelles a montré la capacité du modèle à reconstruire l'ACR dynamique λ lorsque le potentiel en CO_2 est suffisant (typiquement $\Delta CO2$ > 200 ppm). Néanmoins, les résidus ne vérifient pas l'hypothèse d'un bruit blanc, mettant en évidence que le modèle est biaisé par rapport aux données fournies. En particulier, les résidus sont plus grands pendant les périodes de fortes variations de l'entrée $Prod$ et de l'état λ et sont auto corrélés jusqu'à un lag de 10.

En effet, une limite de cette formulation simple est qu'elle ne permet pas d'adapter le terme de diffusion $s\lambda$ lorsque des variations brusques sont attendues. Elle ne permet pas non plus de renseigner une incertitude à priori sur l'entrée $Prod$. Des modifications en conséquence sont testées dans la suite à travers les modèles M2 et M3. Les analyses se concentreront uniquement sur les spécificités liées à chaque modèle.

4.3.4 Résultats du modèle M2 (co2lambdaK)

4.3.4.1 Estimation et choix des paramètres

Dans le modèle M2 équation *(4.20)*, l'idée est d'augmenter l'adaptation dynamique de l'état λ lorsque les fenêtres sont ouvertes ou qu'il y a un changement de configuration. Pour cela, le terme de diffusion de l'équation de process de l'état λ est modifié à l'aide de l'entrée δ_λ et le paramètre multiplicateur K_λ. Avec cette amélioration, le terme de diffusion vaut $1 \times s\lambda$ lorsque ($\delta_\lambda = 0$) et $K_\lambda \times s\lambda$ lorsque les fenêtres sont ouvertes ou qu'il y a un changement de configuration ($\delta_\lambda = 1$).

Les valeurs de paramètres $co2_0$, λ_0 et $sYco2$ sont reprises du modèle M1. Après avoir testé plusieurs valeurs pour le paramètre multiplicateur K_λ, sa valeur est fixée à $K_\lambda = 5$, car cette valeur réalise un bon compromis entre lissage et évolution dynamique pour l'état λ, comme nous le verrons dans la suite. Les paramètres $sco2$ et $s\lambda$ sont à nouveau estimés via maximisation de la fonction de vraisemblance sur les deux premières semaines de données Tableau 4.3. Par rapport au modèle M1, on observe que $sco2$ converge vers une valeur similaire. Par conséquent, la valeur choisie pour $sco2$ reste inchangée ($sco2 = 10$ ppm). Cependant, $s\lambda$ converge vers une valeur optimale plus faible. Ce résultat est logique du fait que la dynamique optimale de l'état λ est maintenant plus faible lorsque les fenêtres sont fermées, sachant qu'elle est multipliée par K_λ dans les phases d'ouvertures. Néanmoins, afin de conserver une dynamique élevée pour λ et un intervalle de confiance suffisamment large, la valeur choisie pour $s\lambda$ est maintenue de 2 h^{-1}. Ainsi, dans le modèle M2, le terme de diffusion vaut $s\lambda = 2$ h^{-1} lorsque les fenêtres sont fermées ($\delta_\lambda = 0$) et $K_\lambda \times s\lambda = 10$ h^{-1} lorsque les fenêtres sont ouvertes ou qu'il y a un changement de configuration ($\delta_\lambda = 1$).

Paramètres Modèle M2	Estimation	Intervalle à 95 %	pValue	dF/dPar	Valeurs choisies
co20 [ppm]	-	-	-	-	550
lambda0 [h^{-1}]	-	-	-	-	0,3
sco2 [ppm]	4,57	[4,51 ; 4,63]	*<0,05*	0,033	10
sλ [h^{-1}]	**0,45**	**[0,44 ; 0,47]**	***<0,05***	**-0,016**	**2**
K_λ [/]	-	-	-	-	**5**
sYco2 [ppm]	-	-	-	-	1

Tableau 4.3 : Valeurs estimées et valeurs choisies pour les paramètres du modèle M2. L'estimation est réalisée par le solveur CTSM-R à partir des deux premières semaines de données.

4.3.4.2 Visualisation de la reconstruction et analyse des résidus

La Figure 4.6 donne un aperçu de la reconstruction de λ par le modèle M2 avec les paramètres constants choisis précédemment. L'autocorrélation des résidus est affichée en Figure 4.7. Les résultats sont similaires aux modèle M1. Néanmoins, la dynamique de l'état reconstruit λ est modifiée. L'autocorrélation des résidus sur les premiers lags a été réduite, suggérant une meilleure reconstruction lors des changements de configuration d'ouvrants. Cette adaptation a également pour effet d'élargir l'intervalle de confiance autour des valeurs moyennes de λ pour les phases dynamiques.

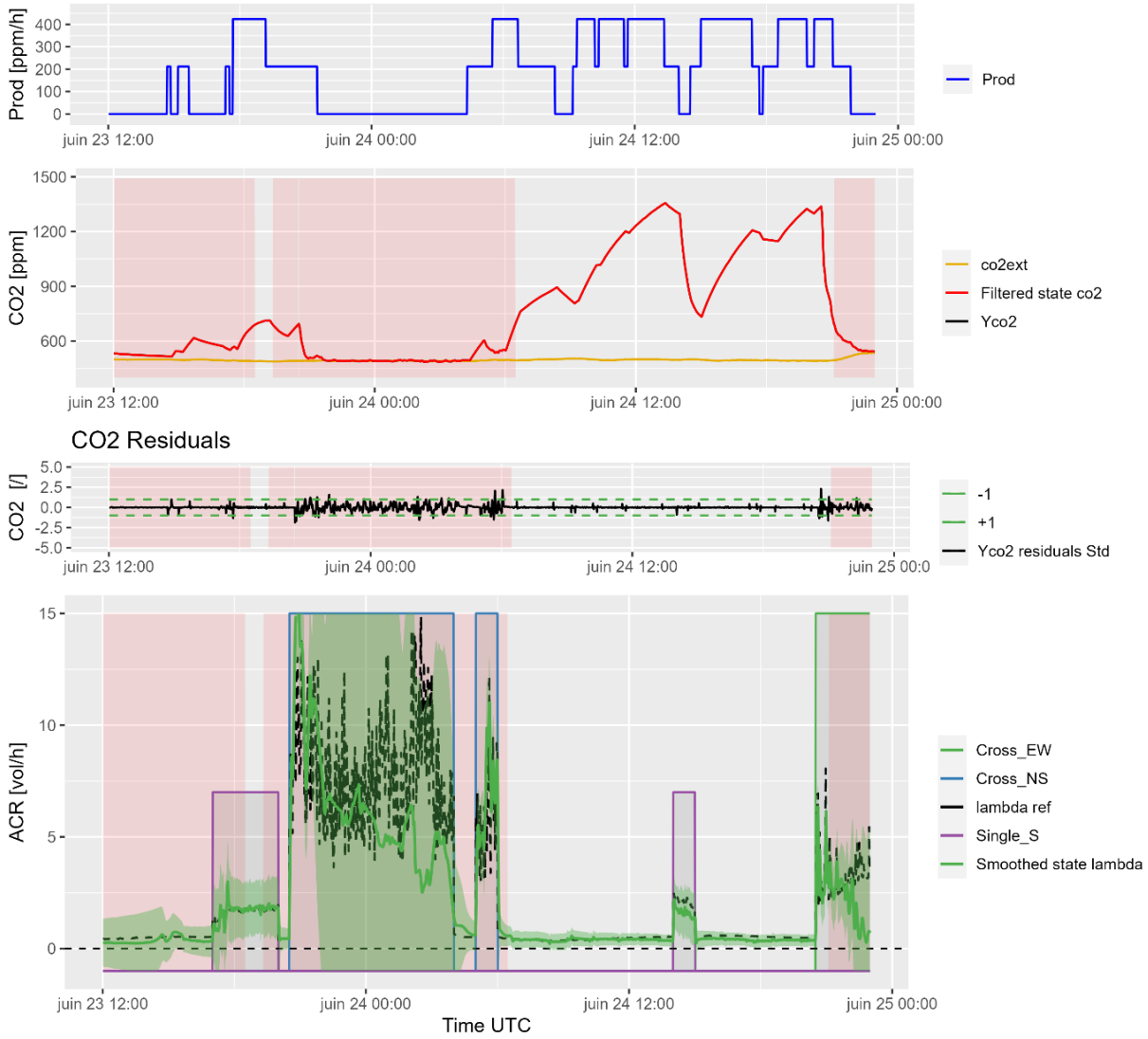


Figure 4.6 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle d'état M2 (co2LambdaK), alimenté par les données STD. Entrées (Prod et co2ext), état mesuré (Yco2), résidus (Yco2 residuals Std), état co2 filtré (Filtered state co2), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

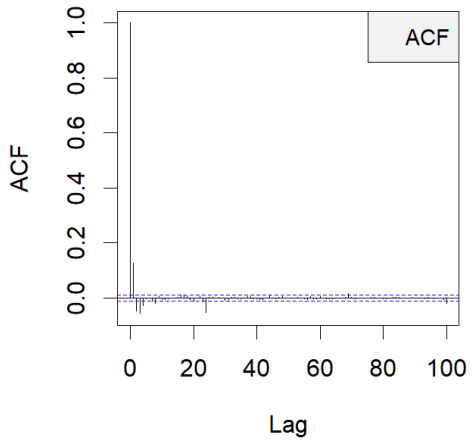


Figure 4.7 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus ϵ_{co2} du modèle M2 (Co2LambdaK) à partir des données générées par STD. Filtrage des périodes pour lesquelles $\Delta CO2 < 200$ ppm.

4.3.5 Résultats du modèle M3 (co2lambdaKProd)

4.3.5.1 Estimation et choix des paramètres

Dans le modèle M3, l'entrée $Prod$ est déplacée de simple entrée du modèle à un état mesuré (Duarte et al., 2018). Cette modification permet de modéliser une erreur sur la valeur de production de CO_2 via les termes stochastiques de mesure $sYProd$ et de modèle $sProd$. Nous choisissons de modéliser une erreur de mesure de $\pm$ 100 ppm/h, ce qui revient à fixer $sYProd$ = 50 ppm/h. En revanche, de la même manière que pour les modèles 1 et 2, les valeurs des termes d'erreur de modèles ($sProd$, $sco2$ et $s\lambda$) sont recalculés par optimisation de la fonction de vraisemblance sur les deux premières semaines de données Tableau 4.4. On remarque que la valeur optimale pour $sco2$ est maintenant plus faible. Cela peut être expliqué par le fait qu'une partie des erreurs qui étaient contenues dans le terme d'erreur de l'équation $sco2$ sont maintenant contenues dans $sProd$ et $sYProd$. La valeur de $s\lambda$ est logiquement similaire à celle du modèle M1. Enfin, la valeur optimale de $sProd$ est 126 ppm/h mais ne représente pas un minimum franc ($dF/dPar$ = -0,12). Ces observations conduisent à choisir les valeurs fixes affichées dans le Tableau 4.4.

Paramètres Modèle M3	Estimation	Intervalle à 95 %	pValue	dF/dPar	Valeurs choisies
co20 [ppm]	-	-	-	-	550
Prod0[ppm/h]	**-**	**-**	**-**	**-**	**0**
lambda0 [h^{-1}]	-	-	-	-	0.3
sco2 [ppm]	0,10	[0,10 ; 0,11]	*<0,05*	-0,48	5
sProd [ppm/h]	**126**	**[124 ; 129]**	***<0,05***	**-0,12**	**500**
sλ [h^{-1}]	0,47	[0,45 ; 0,48]	*<0,05*	0,005	2
K_λ [/]	-	-	-	-	5
sYco2 [ppm]	-	-	-	-	1
sYProd [ppm/h]	**-**	**-**	**-**	**-**	**50**

Tableau 4.4 : Valeurs estimées et valeurs choisies pour les paramètres du modèle M3. L'estimation est réalisée par le solveur CTSM-R à partir des deux premières semaines de données.

4.3.5.2 Visualisation de la reconstruction et analyse des résidus

La Figure 4.8 donne un aperçu de la reconstruction de λ par le modèle M3 avec les paramètres constants choisis précédemment. L'autocorrélation des résidus est affichée en Figure 4.9. Dans ce modèle, l'analyse des résidus contient, en plus des résidus associés à l'état mesuré $co2$, les résidus ϵ_{Prod} [ppm/h] et résidus standardisés $\epsilon_{Prod,sd}$ [/] associés à l'état mesuré $Prod$:

$$\epsilon_{Prod} = YProd - \widehat{YProd} \quad (4.24)$$

$$\epsilon_{Prod,sd} = \frac{\epsilon_{Prod}}{\widehat{YProd,sd}} \quad (4.25)$$

Avec $YProd$ la mesure de la production donnée en entrée de modèle, $\widehat{YProd}$ et $\widehat{YProd,sd}$ les valeurs moyennes et écarts types des prédictions à horizon un pas de temps.

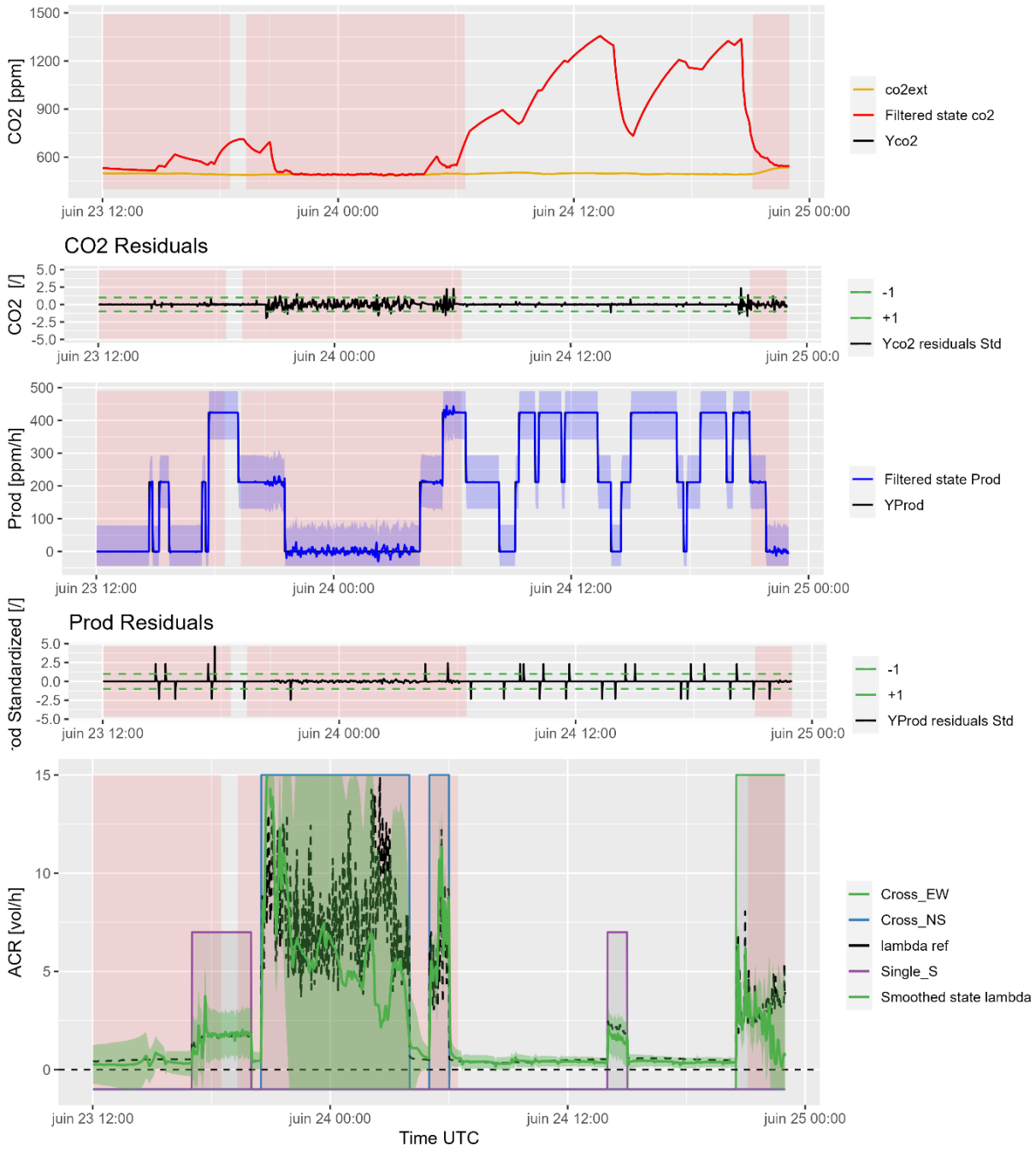


Figure 4.8 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle d'état M3 (co2LambdaKProd), alimenté par les données STD. Entrée (co2ext), états mesurés (Yco2 et YProd), résidus (Yco2 residuals Std et YProd residuals Std), états co2 filtré (Filtered state co2 et Filtered state Prod), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

La reconstruction de l'état $co2$ et les résidus associés sont similaires au modèle M2. Cependant, la valeur moyenne de $Prod$ qui est maintenant un état variable varie légèrement autour de sa valeur connue $YProd$. L'intervalle de confiance à 95 % affiché en bleu clair représente l'incertitude dans le taux métabolique produit par l'occupant. Les résidus associés à l'état $Prod$ sont auto corrélés sur les premiers pas de temps du fait que la reconstruction de l'état ne suit pas instantanément les variations brusques dans la valeur fournie $YProd$. L'intérêt de la modification du modèle M3 est de permettre au modèle de propager l'incertitude associée au

taux métabolique produit par l'occupant dans la reconstruction des valeurs moyennes et intervalles de confiance de l'état λ.

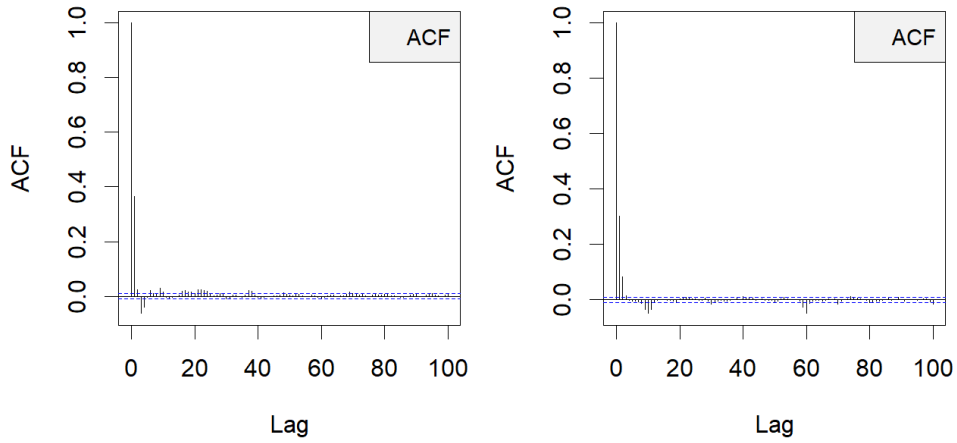


Figure 4.9 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus du modèle M3 (Co2LambdaKProd) à partir des données générées par STD. Gauche : ϵ_{co2}. Droite : ϵ_{Prod}. Filtrage des périodes pour lesquelles $\Delta CO2 < 200$ ppm.

4.3.6 Comparaison des modèles

4.3.6.1 Reconstructions dynamiques

La Figure 4.10 propose une comparaison visuelle des valeurs reconstruites pour l'état λ dans les trois modèles M1, M2, M3. Les intervalles de confiance ne sont pas représentés pour plus de lisibilité. La reconstruction par les modèles M2 et M3 est plus dynamique dans les phases de fortes fluctuations. En revanche, le modèle M3 ne semble pas apporter de gain.

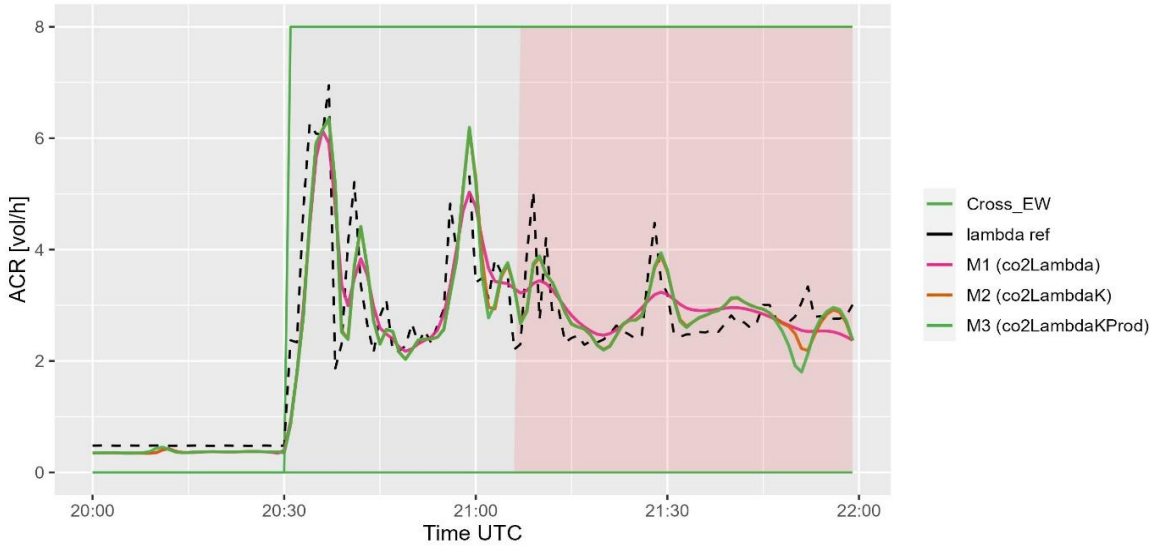


Figure 4.10 : Comparaison des séries temporelles reconstruites à partir des modèles d'état M1, M2 et M3 résolus avec les données STD. La courbe en ACR pointillés (lambda ref) correspond à la valeur de référence calculée par STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

4.3.6.2 Comparaison par rapport à la résolution instantanée déterministe

Cette section vise à réaliser, pour notre cas d'étude, une comparaison entre l'approche instantanée déterministe introduite dans l'état de l'art section 1.3.4.2, et l'approche statistique développée dans ce chapitre. Le **modèle M0** équation *(4.26)* ci-dessous calcul la valeur instantanée de l'ACR par résolution déterministe, avec les données générées par STD.

Modèle M0 :

$$\lambda_{déterministe} = \frac{-\frac{dco2}{dt} + Prod}{(co2 - co2ext)} \qquad (4.26)$$

L'ACR instantané $\lambda_{k,déterministe}$ à l'instant k est calculé en reprenant l'équation *(1.17)*, à l'aide d'une discrétisation avec le schéma décentré d'ordre un suivant :

$$\lambda_{k,déterministe} = \frac{-\frac{co2_{k+1} - co2_k}{\Delta t} + Prod_k}{(co2_k - co2ext_k)} \qquad (4.27)$$

La Figure 4.11 compare, pour une même période, le résultat fourni par la méthode déterministe (M0) et le résultat fourni par le modèle statistique M3.

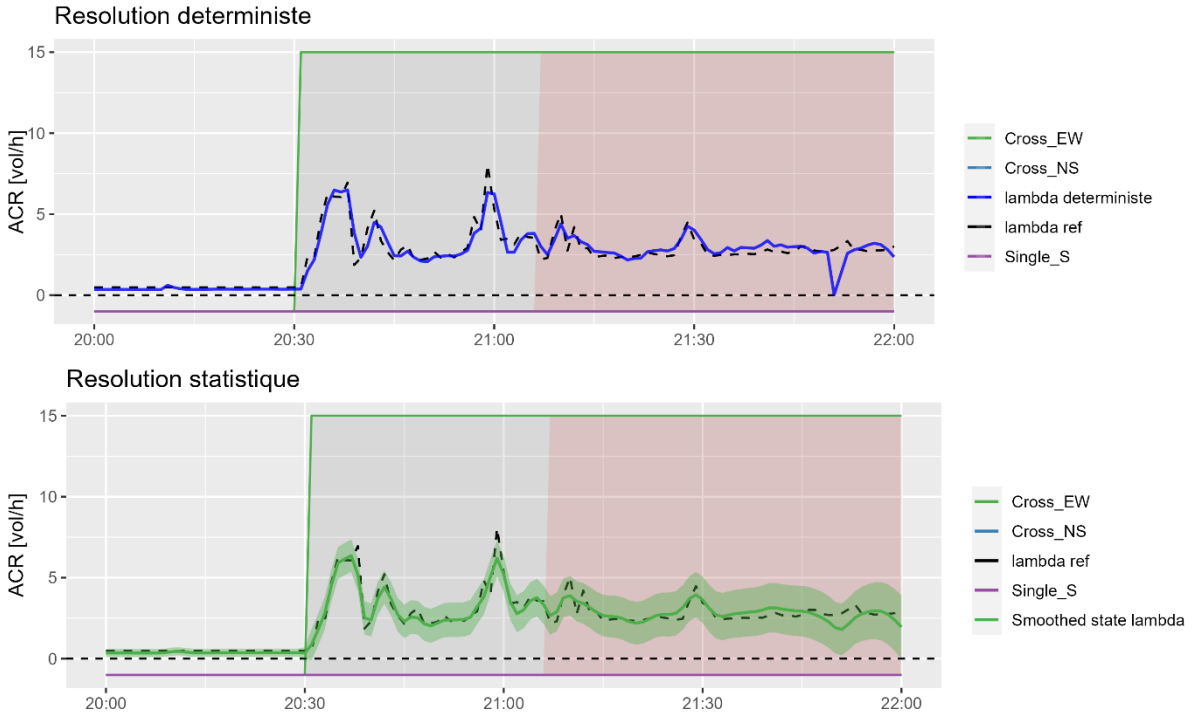


Figure 4.11 : Comparaison des estimations de ACR entre résolution instantanée déterministe M0 (haut) et résolution par modèle statistique M3 (bas) à partir des données générées numériquement en STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels ΔCO2 < 200 ppm.

Le modèle déterministe réalise une reconstruction similaire au modèle M3. Cependant, pour rappel, ce cas test est réalisé à partir des données générées numériquement (STD) qui ne sont donc pas bruitées. La méthode déterministe n'étant pas robuste par rapport au bruit dans les données d'entrée, elle s'avèrera moins performante dans le cas réel. De plus, l'avantage de l'approche statistique est de pouvoir estimer un intervalle de confiance autour de la valeur moyenne, ce qui n'est pas le cas de l'approche déterministe.

4.3.6.3 Indicateurs de performance

La comparaison des résultats en séries temporelles ne fournit que des indications qualitatives qui ne permettent pas de sélectionner rigoureusement le modèle le plus adapté. Grâce à la connaissance de la valeur de référence calculée par la STD (λ_{ref}), nous pouvons définir des indicateurs de performance qui vont permettre de comparer quantitativement les résultats des modèles. Le MAE (Mean Absolute Error) [h^{-1}] est la mesure de l'écart moyen entre la valeur estimée et la valeur de référence :

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_k \left|\epsilon_{\lambda,k}\right| \text{ avec } \epsilon_\lambda = \lambda - \lambda_{ref} \qquad (4.28)$$

Le MAE traduit la performance du modèle à estimer une valeur moyenne fiable. Une valeur la plus faible possible est souhaitée.

Le deuxième indicateur choisi est le PR (Prediction Robustness) [%] inspiré de (Rouchier et al., 2018). Il représente le pourcentage de valeurs de référence comprises dans l'intervalle de confiance à 95 % de la prédiction :

$$PR = \frac{1}{N}\sum_k \delta_k \; avec \; \delta_k = \begin{cases} 1 \; si \; \lambda_k - 1{,}96\,\lambda_{sd,k} < \lambda_{k,ref} < \lambda_k + 1{,}96\,\lambda_{sd,k} \\ 0 \; sinon \end{cases} \qquad (4.29)$$

Avec λ_{sd} l'écart type estimé pour la valeur λ.

Le PR traduit la robustesse d'estimation du modèle. Une valeur de 100 % est recherchée puisqu'elle signifie que l'ensemble des intervalles de confiance estimés par le modèle pour λ comprennent la valeur de référence λ_{ref}.

Les indicateurs de précision MAE et de robustesse PR sont calculés sur les périodes vérifiant $\Delta CO2 > 200$ ppm. Le Tableau 4.5 donne la valeur des indicateurs, pour chaque configuration d'ouvrants, et pour chaque modèle.

Modèle	MAE [h^{-1}]				PR [%]			
	Closed	*Cross_EW*	*Cross_NS*	*Single_S*	*Closed*	*Cross_EW*	*Cross_NS*	*Single_S*
M0	0,092	0,43	0,83	0,20	-	-	-	-
M1	0,088	0,56	1,1	0,20	99 %	60 %	37 %	82 %
M2	0,085	0,47	0,87	0,20	99 %	90 %	81 %	100 %
M3	0,087	0,47	0,85	0,20	99 %	90 %	80 %	100 %
Ordre de grandeur de l'ACR pour cette configuration [h^{-1}]	*0,46*	*4,1*	*4,8*	*1,9*	-	-	-	-

Tableau 4.5 : Comparaison des indicateurs de performance du modèle direct déterministe (M0) et les modèles d'états stochastiques M1, M2 et M3. Seuls les instants pour lesquels $\Delta CO2 > 200$ ppm sont considérés dans le calcul des indicateurs. Pour une meilleure appréciation de la significativité des MAEs, les moyennes géométriques des ACRs de référence, pour chaque configuration, sont ajoutés.

Analyse des résultats entre configurations

Le MAE des configurations traversantes sont les plus élevés. Au contraire, celui de la configuration fermée est le plus faible. Ce constat peut provenir de diverses sources :

- Le MAE est un indicateur d'écart absolu : les configurations traversantes donnent des ACRs plus élevés, et à écart relatif égal, l'écart absolu sera plus élevé. L'ordre de grandeur des ACRs par configuration a été ajouté pour comparaison dans le Tableau 4.5 : les MAEs entre configuration sont du même ordre de grandeur relativement à la valeur d'ACR.
- Les configurations traversantes ont un plus faible potentiel d'estimation en CO_2 du fait de la différence de concentration intérieure/extérieure plus faible et de la dynamique de décharge plus rapide liée à des débits plus rapides et donc des estimations moins précises.
- Les configurations traversantes sont perturbées par les effets de vent, et donc l'estimation est moins aisée.

On observe également que les reconstructions sont plus robustes (PR) pour les configurations fermées « Closed » et mono-façade « Single_S » que les configurations traversantes. Cela signifie qu'en configuration traversante, il y a une plus forte proportion de points pour lesquels l'intervalle de confiance estimé après application du filtre de Kalman ne comprend pas la valeur de référence. Dans notre cas d'étude, cela peut s'expliquer par :

- Le décalage temporel entre les valeurs de référence et la reconstruction lors des variations rapides à l'ouverture des fenêtres.
- La fluctuation plus importante des ACRs de référence due aux effets de vent.

Analyse des résultats entre modèles

Le modèle M1 est moins précis (MAE) et moins robuste (PR) que les modèles M2 et M3 dans les configurations traversantes. La meilleure précision du modèle M2 est cohérente de l'observation des séries reconstruites (Figure 4.10). De plus, la modification introduite dans le modèle M2 apporte également un gain en robustesse : l'augmentation du terme stochastique de l'équation de process de l'état λ a pour effet d'élargir l'intervalle de confiance associé à l'estimation. Enfin, le modèle M3 donne des performances similaires au modèle M2. En effet, étant donné que ce cas test s'appuie sur des données générées numériquement par STD qui ne sont pas bruitées et pour lesquelles la correspondance entre production de CO_2 et mesure de CO_2 dans les données n'est pas biaisée, le gain n'est pas visible.

4.3.6.4 Justification du choix du modèle M3

L'analyse et la comparaison des trois modèles a montré que les modèles M2 et M3 sont valides et fournissent les meilleures performances en terme de prédiction et robustesse grâce aux modifications introduites dans le modèle M2. Nous considérons que le modèle M3 le plus adapté au besoin de reconstruction de l'ACR pour notre cas d'étude. En effet, en vue de son application aux données expérimentales plus bruitées et complexes, ce modèle fournira le plus de flexibilité et de robustesse en matière de modélisation. Nous utilisons donc le modèle M3 pour produire les analyses des résultats qui suivent.

4.3.7 Analyse des résultats du modèle retenu

4.3.7.1 Liens entre $\Delta CO2$, confiance dans l'estimation et erreur dans l'estimation

Nous avons introduit dans le chapitre 2 les indicateurs de potentiel N_H et $CO2_H$. Leurs valeurs en fonction du seuil $\Delta\mathrm{CO2_t}$ ont été présentées en Figure 2.25. Leur analyse était motivée par l'hypothèse qu'en dessous d'un certain seuil (typiquement $\Delta\mathrm{CO2_t} = 200$ ppm), le modèle ne serait plus capable d'identifier le paramètre λ. Nous pouvons maintenant, grâce à la comparaison entre valeurs estimées et valeur de référence, vérifier la qualité de l'estimation du modèle M3 en fonction de $\Delta\mathrm{CO2}$.

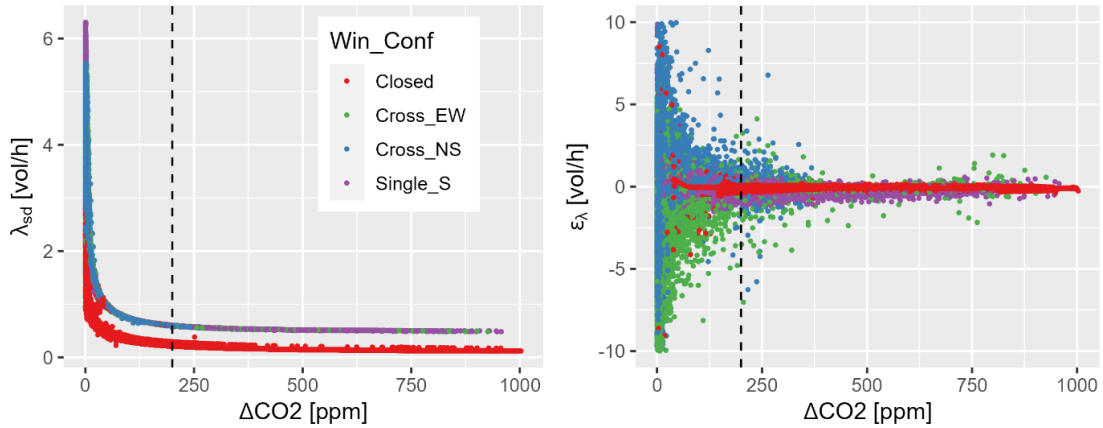


Figure 4.12 : Modèle M3 : corrélations entre l'écart $\Delta CO2$ et écarts type de prédiction de l'ACR λ_{sd} (gauche) ; erreur ϵ_λ (droite). Pour les différentes configurations. Traits pointillés : seuil $\Delta CO2_t = 200$ ppm.

On observe en Figure 4.12 (gauche) un lien net entre le $\Delta CO2$ et λ_{sd}. Ceci s'explique par le lien mathématique entre ces deux résultats dans l'application du filtre de Kalman : plus $\Delta CO2$ est grand, plus l'équation de process est informative, ce qui entraine une diminution de l'incertitude d'estimation λ_{sd}. On observe également en Figure 4.12 (droite) le lien entre le $\Delta CO2$ et l'erreur d'estimation $\epsilon_\lambda = \lambda - \lambda_{ref}$: plus $\Delta CO2$ est grand, plus λ est identifiable, ce qui entraine une diminution de l'erreur d'estimation ϵ_λ. Ces résultats confirment la pertinence de choisir un seuil $\Delta CO2_t$ en dessous duquel les estimations de λ ne sont plus fiables, et donc la pertinence des indicateurs $CO2_H$ et N_H. Dans la suite, on choisira le seuil $\Delta CO2_t = 200$ ppm, qui semble constituer un bon compromis entre potentiel d'estimation (nombre de points retenus) et précision du résultat (minimisation de l'erreur) (Figure 4.12, droite).

4.3.7.2 Comparaison entre distributions de référence et distribution estimées

La Figure 4.13 compare les distributions d'ACR entre la référence calculée en STD (λ_{ref}) (gauche), et les ACRs reconstruits par le modèle M3 (droite). Les résultats STD montrent que lorsque les fenêtres sont fermées, la distribution est resserrée autour de la moyenne géométrique de 0,46 h^{-1}. Au contraire, les configurations traversantes sont celles qui ont des distributions les plus étendues, suggérant une dépendance plus forte à d'autres variables telles que la vitesse et direction du vent. On retrouve cette même tendance dans les ACRs reconstruits par le modèle M3. Cependant, la comparaison met en évidence le biais apporté par la conservation uniquement des instants pour lesquels $\Delta CO2 > 200$ ppm (section 2.3.3.4) : le nombre de points estimés est beaucoup plus faible pour les configurations induisant des ACRs élevés (« Cross_EW » et « Cross_NS »). De plus, les instants à forts ACRs ne sont quasiment plus représentés dans la reconstruction. Les distributions affichées sont décalées vers les ACRs les plus faibles.

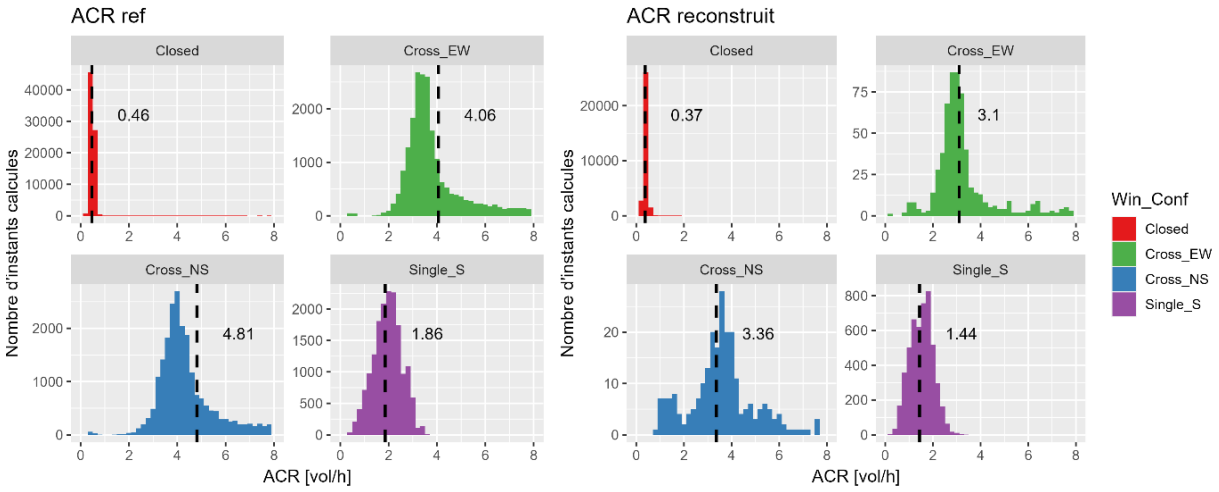


Figure 4.13 : Distribution des ACRs de référence STD (gauche) et ACRs reconstruits pour les instants vérifiant $\Delta CO2 < 200$ ppm (droite), sur la base de données numérique générée par STD. Par configuration d'ouvrants. La valeur en pointillée est la moyenne géométrique de la distribution.

4.3.8 Perspectives de développement du modèle d'état

4.3.8.1 Ajout d'une équation en température

Les modèles d'état basés sur l'équation bilan de température et sur l'équation des gaz traceurs ont été développés et testés en parallèle dans la littérature. Lorsque la reconstruction de l'ACR par méthode des gaz traceurs devient difficile ($\Delta CO2$ insuffisant), il serait intéressant de tester son couplage avec une équation en température. En effet, en formulant le modèle thermique RC de manière à faire apparaitre l'ACR, il serait envisageable, connaissant les températures, d'identifier les valeurs de l'ACR. Remarque : de même que pour l'équation en CO_2, l'identifiabilité de l'ACR dépendra du potentiel en température (ΔT), ce potentiel pouvant être réduit en été.

4.3.8.2 Calibrage bayésien des paramètres des modèles

Dans le présent travail, certains paramètres ont été fixés à priori à l'aide d'arguments physiques, par exemple les paramètres stochastiques liés au bruit de mesure. Le choix des paramètres stochastiques liés aux équations de process, au contraire, ne sont pas triviaux. Un ordre de grandeur a d'abord été estimé par maximisation de la fonction de vraisemblance, puis ces paramètres ont été également fixé, selon les besoins de robustesse. Une perspective possible serait d'estimer ces paramètres avec l'approche bayésienne : le concepteur peut ajouter une connaissance à priori de la distribution des paramètres du modèle d'état via un prior $p(\theta)$. L'optimisation vise dans ce cas à maximiser la probabilité postérieure des paramètres (Rouchier et al., 2019). A noter que CTSM-R implémente l'estimation Bayésienne dans le cas d'un prior gaussien (Juhl et al., 2016).

4.3.8.3 Diverses applications

Le modèle M3 présenté permet une estimation instantanée et in situ des ACRs dans le cas d'un bâtiment occupé. Il peut être appliqué à différents objectifs : diagnostic des ACRs pour le maintien de la qualité de l'air intérieure (Duarte et al., 2018), détection des ouvertures de fenêtres, étude des dépendances de l'ACR à différents paramètres physiques (Liu et al., 2022). Dans le prochain chapitre, nous l'appliquerons au diagnostic in situ des ACRs par ouverture de fenêtre sur la base des données de la campagne expérimentale.

4.4 Conclusion

Les modèles d'états stochastiques permettent de résoudre l'équation des gaz traceurs en intégrant dans leur formulation des termes d'erreurs liés aux biais de modèle et au bruit dans la mesure. La résolution du modèle s'appuie sur un filtre de Kalman non linéaire, permettant en théorie une reconstruction optimale de l'ACR dynamique, en fonction des données d'entrées et des données mesurées. La méthode étant probabiliste, elle a également l'avantage de fournir un intervalle de confiance associé à chaque estimation.

L'état de l'art sur les modèles d'états appliqués à la méthode des gaz traceurs a suggéré l'utilisation de trois modèles stochastiques. Le modèle M1 est le modèle de base. Le modèle M2 permet une meilleure adaptation de la reconstruction de l'ACR lors de brusques variations, par exemple à l'ouverture d'une fenêtre. Le modèle M3 modélise, en plus, une incertitude dans la production de CO_2 métabolique liée à l'occupant, la production étant supposée connue, mais incertaine. Les trois modèles ont été testés en utilisant la base de données numérique générée par STD, avec l'outil CTSM-R. Le choix des différents paramètres stochastiques est déterminant sur les ACRs reconstruits et leur intervalle de confiance : la méthode pour les fixer, s'appuyant sur des à priori physiques et/ou sur la maximisation de la fonction de vraisemblance a été décrite. L'analyse des résidus a montré la bonne qualité des modèles.

Les trois modèles ont été comparés en termes de précision (MAE) et de robustesse (PR). Dans ce cas test basé sur des données générées par STD, les modèles M2 et M3 ont obtenus les meilleures performances (MAE = 0,47 h^{-1} et PR = 90 % pour la configuration « Cross_EW »). Néanmoins, nous retiendrons le modèle M3 pour la suite de l'étude, car il fournit plus flexibilité et de robustesse en matière de modélisation, en vue d'appliquer le modèle à des données expérimentales plus complexes. A noter que l'approche déterministe (M0) a également montré de bons résultats pour ce cas test.

L'erreur de reconstruction augmente fortement pour les points vérifiant $\Delta CO2 < 200$ ppm, démontrant la pertinence de l'utilisation de cette valeur de seuil lors de l'évaluation du potentiel d'estimation en $CO2_H$. En conséquence du filtrage des estimations pour $\Delta CO2 > 200$ ppm, la comparaison des distributions d'ACRs théoriques aux ACRs reconstruits a confirmé le biais d'estimation : les ACRs les plus élevés sont estimés moins fréquemment. La distribution est décalée vers les ACRs les plus faibles.

A noter que des perspectives de développement du modèle ont été listées en fin de chapitre, consistant par exemple à tester l'ajout d'une équation en température dans la formulation, ou encore considérer une approche bayésienne d'identification des paramètres.

Chapitre 5

5 Estimation statistique du taux de renouvellement d'air : application aux données expérimentales et modèle prédictif

Résumé

Dans ce chapitre, le modèle statistique basé sur l'équation des gaz traceurs, identifié comme le plus pertinent lors des tests sur base de données numérique, est maintenant appliqué aux données expérimentales du cas test. Les résultats de diagnostic des ACRs sont analysés. En particulier, les bruits et biais de reconstruction, ainsi que la sensibilité à la position de la mesure de CO_2 sont présentés. Dans un second temps, à partir des ACRs reconstruits, nous présentons le développement et la calibration d'un modèle semi paramétrique de prédiction de l'ACR, en fonction des mesures en températures, vitesses et directions de vent. En particulier, une approche originale de prise en compte de la direction du vent à l'aide de splines est présentée. Ce modèle constitue une première brique vers le développement d'un modèle de « signature aéraulique » du bâtiment.

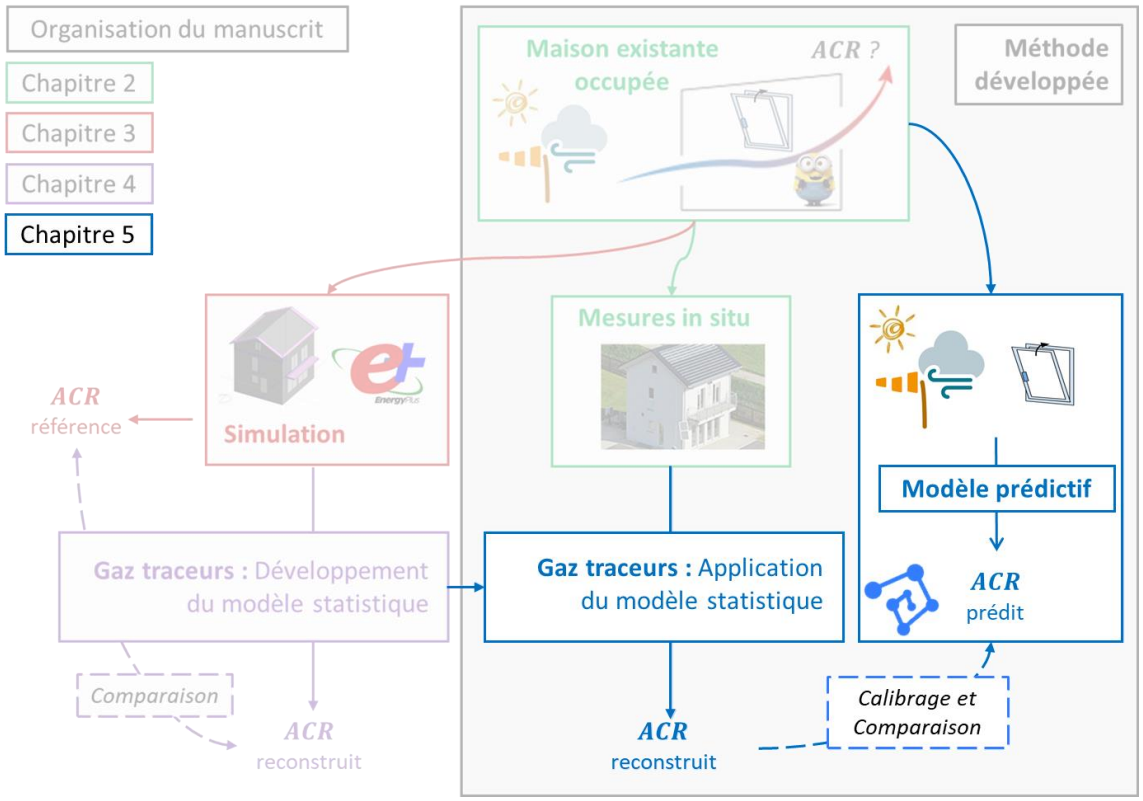
Table des matières

5.1 Application de la méthode aux données expérimentales 155
5.1.1 Résolution du modèle 155
5.1.2 Impact de la position de la mesure pour $Yco2$ 157
5.1.3 Comparaison par rapport à la résolution instantanée déterministe 159
5.1.4 Intersection des incertitudes du calcul STD et de l'intervalle de confiance de reconstruction du modèle statistique 160
5.1.5 Discussions sur les résultats du diagnostic avec modèle d'état 161

5.2 Calcul du taux de renouvellement d'air avec un modèle prédictif 162
5.2.1 Motivations 162
5.2.2 Développement d'un modèle de régression linéaire semi paramétrique 163
5.2.3 Comparaison des distributions de taux de renouvellement d'air reconstruits et prédits 171
5.2.4 Analyse de la distribution des ACRs prédits 172
5.2.5 Discussion sur les résultats du modèle prédictif 172
5.2.6 Perspectives pour le modèle prédictif 173

5.3 Conclusion 175

Positionnement dans l'organisation générale



5.1 Application de la méthode aux données expérimentales

Dans cette partie, nous estimons l'ACR à partir des données mesurées expérimentalement. Le modèle statistique utilisé est le modèle M3 (co2LambdaKProd) car celui identifié comme le modèle le plus performant et le plus robuste dans le cas test réalisé précédemment (chapitre 4). Les entrées $Prod$ et $CO2_Ext$ restent identiques au cas test (car issues de la campagne expérimentale). En revanche, la sortie mesurée $Yco2$ est maintenant la moyenne du CO_2 mesuré expérimentalement dans la cuisine et le salon ($CO2_mean_weighted_EXP$). Le calcul de cette variable a été décrit précédemment dans le chapitre expérimental équation *(2.8)*.

5.1.1 Résolution du modèle

5.1.1.1 Choix des paramètres

Les paramètres du modèle M3 pour l'application à la campagne expérimentale sont fixés avec les valeurs déterminées grâce au cas test (Tableau 5.1). Seule la valeur du bruit de mesure du CO_2 $Yco2$ est modifiée : contrairement au cas test, les mesures de CO_2 sont maintenant issues des capteurs expérimentaux. Ainsi, ce paramètre stochastique modélisant le bruit associé à la mesure doit prendre une valeur plus grande. Le choix de la valeur réalise un compromis entre filtrage du bruit de mesure et conservation de la dynamique portée par la mesure de CO_2. La valeur du paramètre est ainsi fixée à $sYco2$ = 10 ppm, soit un bruit de mesure de $\pm$ 20 ppm. Une comparaison des résultats pour trois valeurs de $sYco2$ (5, 10 et 20 ppm) est disponible en annexe Q.

Paramètres Modèle M3	Valeurs choisies
co20 [ppm]	550
Prod0 [ppm/h]	0
lambda0 [h^{-1}]	0,3
sco2 [ppm]	5
sProd [ppm/h]	500
$s\lambda$ [h^{-1}]	2
K_λ [/]	5
sYco2 [ppm]	**10**
sYProd [ppm/h]	50

Tableau 5.1 : Paramètres choisis pour le modèle M3 appliqué aux données expérimentales.

5.1.1.2 Visualisation de la reconstruction

La Figure 5.1 illustre la reconstruction de λ par le modèle M3 avec les paramètres constants fixés ci-dessus, à partir de la base de données expérimentale, sur la période du 23/06 au 25/06. La reconstruction de l'ACR sur l'ensemble de la campagne expérimentale est disponible en annexe R.

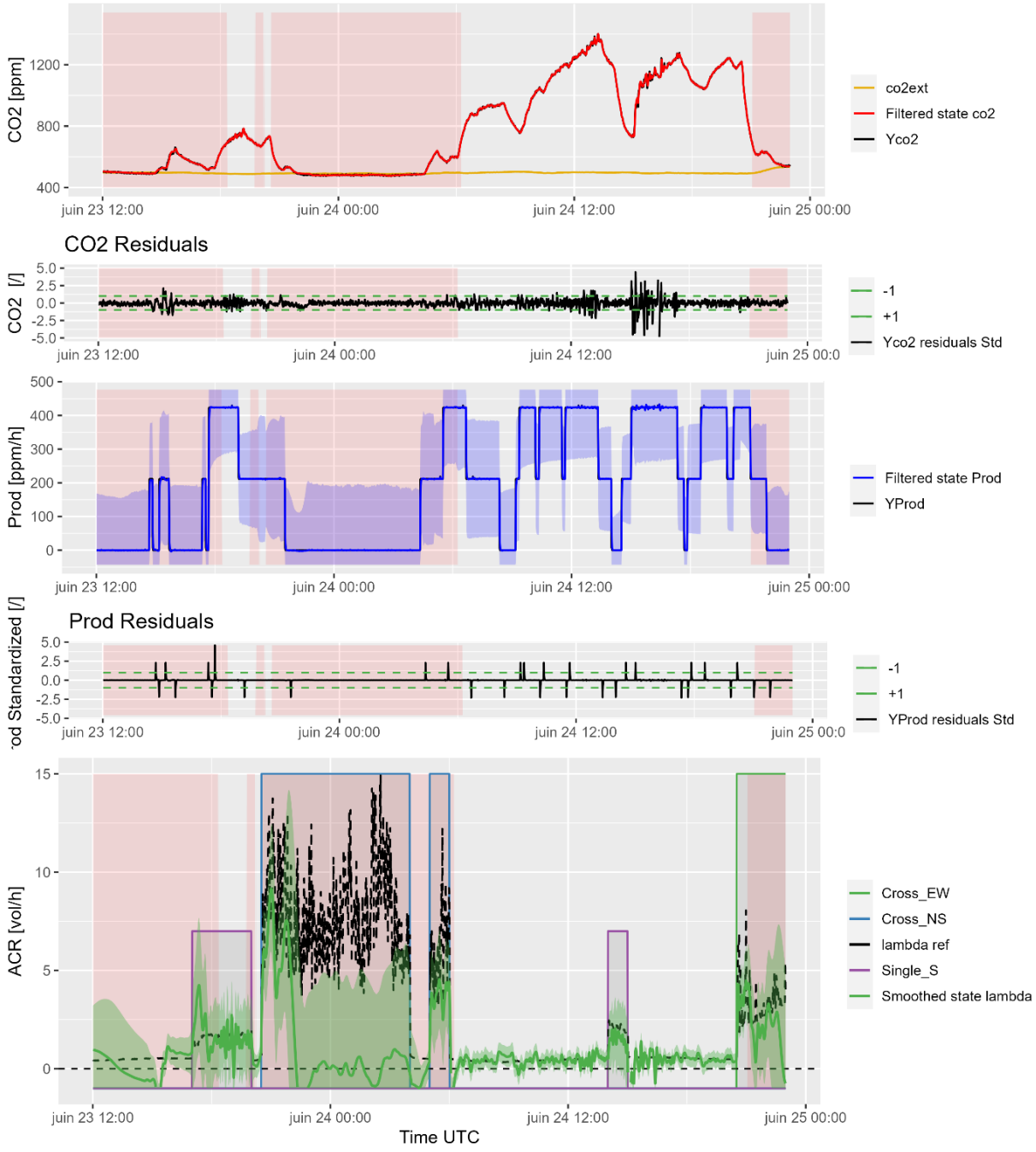


Figure 5.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M3 (co2LambdaKProd), alimenté par les données expérimentales. Entrée (co2ext), états mesurés (Yco2 et YProd), résidus (Yco2 residuals Std et YProd residuals Std), états co2 filtré (Filtered state co2 et Filtered state Prod), état λ lissé (Smoothed state lambda), ACR de référence issu de la STD (lambda ref). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 <$ 200 ppm.

Les tracés en CO_2 font maintenant apparaitre un léger écart entre la mesure $Yco2$ et l'estimation de l'état $co2$: le modèle filtre une partie du bruit de mesure. Ce filtrage est également visible à travers la série temporelle des résidus : lorsque le bruit des mesures augmente, la correction de Kalman à l'étape de reconstruction est plus importante, engendrant des résidus plus importants.

Il apparait que la reconstruction de l'état λ est plus difficile que dans le cas test du chapitre précédent. La reconstruction de l'état lissé λ comporte un bruit plus élevé, résultant de la plus

grande complexité du cas expérimental : hétérogénéité de la concentration de CO_2 ($Yco2$) et bruit dans la mesure. Néanmoins, les tendances globales de variation d'ACR semblent reproduites et les intervalles de confiance représentent correctement l'incertitude associée aux valeurs reconstruites, pour les différentes phases. En ce sens, le modèle est fiable.

Remarque : la valeur de référence issue de la STD (pointillés noirs) est affichée à titre de comparaison. L'ACR reconstruit ne doit pas nécessairement correspondre à la valeur de STD : il représente maintenant l'ACR réel mesuré expérimentalement.

L'autocorrélation des résidus est affichée en Figure 5.2. Les résidus des états $co2$ et $Prod$ sont auto corrélés jusqu'à un lag de 10. De même que dans le cas test, ceci peut s'expliquer par un retard de reconstruction dynamique des états lors des variations brusques dans l'entrée $YProd$ ou lors des changements de configuration d'ouvrants, ce qui ne constitue pas un motif de rejet du modèle. Cependant, ces résidus peuvent également indiquer le biais d'homogénéité du CO_2 : un changement brusque dans le terme de production $Prod$ ne se traduit pas instantanément en une augmentation de la concentration de CO_2 dans l'ensemble de la zone [salon+cuisine].

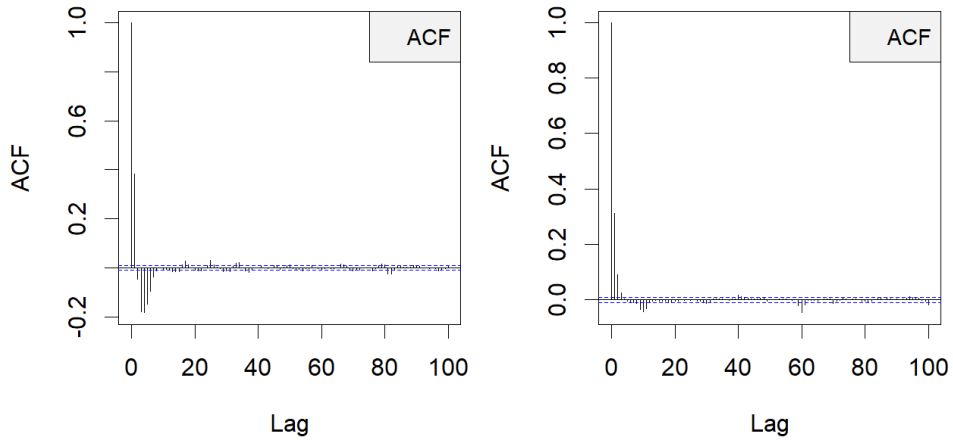


Figure 5.2 : Fonction d'autocorrélation (ACF) des résidus du modèle M3 (Co2LambdaKProd) à partir des données mesurées expérimentalement. Gauche : ϵ_{co2}. Droite : ϵ_{Prod}.

5.1.2 Impact de la position de la mesure pour $Yco2$

Les écarts de mesures de CO_2 entre les mâts nord (N), est (E) et ouest (W) ont été affichés dans le chapitre expérimental (Figure 2.20). Nous avions observé que, en fonction de la position de l'occupant ou de la configuration d'ouvrants, les concentrations de CO_2 mesurées aux différents capteurs comportent des écarts moyens de 116 ppm, et allant jusqu'à 1325 ppm. Cette partie vise à illustrer la conséquence du choix de positionnement du capteur sur les valeurs d'ACR reconstruites. La Figure 5.3 illustre la comparaison des estimations en ACR en considérant pour $Yco2$, non plus la moyenne de tous les capteurs, mais les moyennes des capteurs localisés aux mâts (N), (E) ou (W) respectivement. La Figure 5.4 compare les estimations aux mâts (E) et (W) sur l'ensemble de la campagne. Nous observons que le biais apporté par le positionnement du capteur dans la pièce n'est pas négligeable sur le résultat :

- Des écarts importants peuvent apparaitre entre la mesure au mât (N, orange) et les mesures aux mâts (E, rose) et (W, violet), notamment en configuration traversante (N/S) (Figure 5.3).
- Des écarts non négligeables apparaissent au sein d'une même pièce (mâts (E) et (W) dans le salon), quelle que soit la configuration d'ouvrants (Figure 5.4).

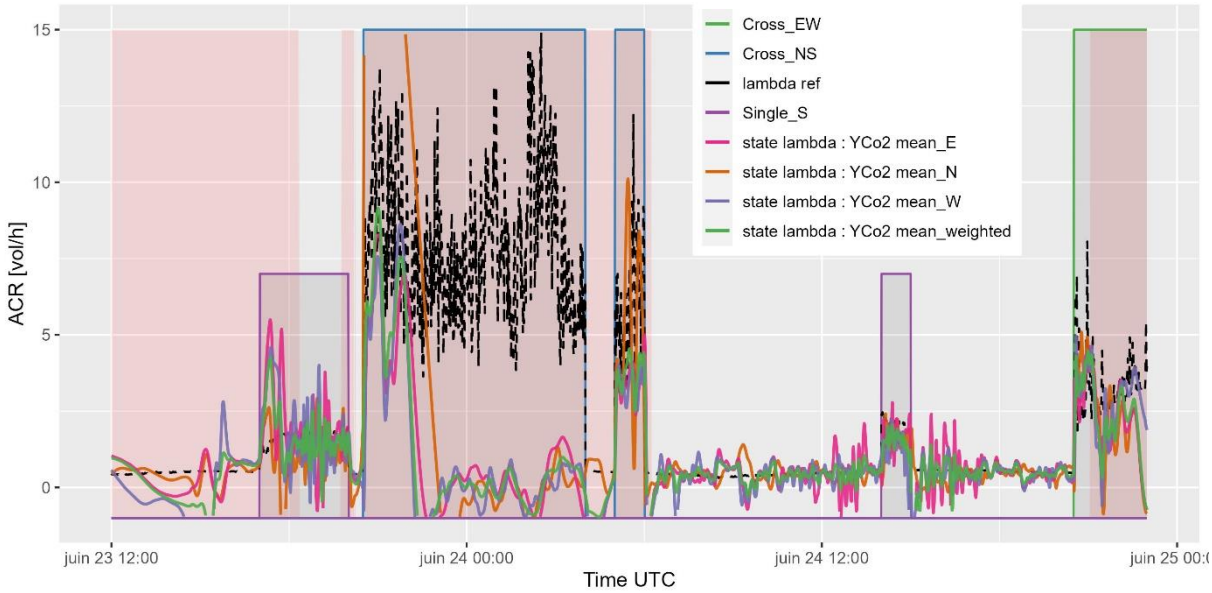


Figure 5.3 : Comparaison des estimations lissées de λ avec le modèle M3, en fonction du choix de la valeur de référence pour YCo2 (moyenne pondérée, moyenne aux mâts N, E ou W).

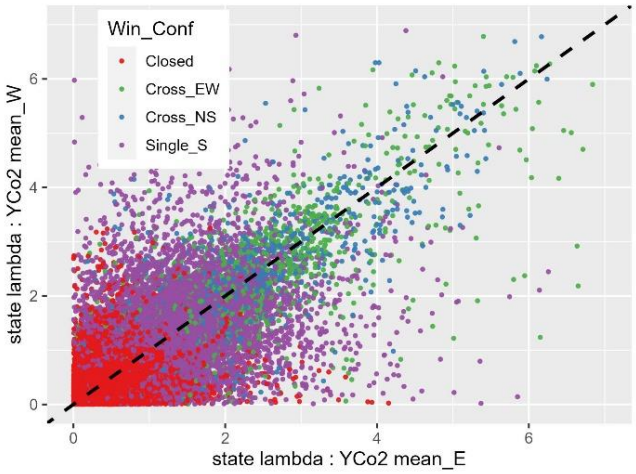


Figure 5.4 : Corrélations des estimations lissées de λ avec le modèle M3, en fonction du choix de la valeur de référence pour Yco2 (moyennes aux mâts E ou W). Seules les estimations pour lesquelles ΔCO2 > 200ppm sont affichées. Par configuration d'ouvrants. La droite en pointillés (Y=X) symbolise la ligne idéale de résultats égaux pour les deux calculs.

Ces observations sont similaires à celles rapportées dans des travaux antérieurs : une mesure trop près d'un ouvrant ou trop près de l'occupant biaise le résultat (S. Fan et al., 2021). Le biais lié à la position de mesure dépend aussi de la topologie de circulation de l'écoulement : en effet, un capteur situé en amont de la position de l'occupant n'est pas pertinent. Ainsi la valeur de reconstruction de l'ACR en fonction de la position du capteur considérée peut dépendre à la fois de la position de l'occupant, de la configuration d'ouvrants, et de la direction du vent.

Aux vues de ces observations, il pourrait être envisagé de retenir alternativement l'ACR reconstruit à partir de telle ou telle position de mesure. En pratique, comme discuté précédemment dans ce manuscrit, la détermination du choix de la meilleure position est complexe car elle suppose de connaitre la position exacte de l'occupant ainsi qu'un a priori sur le sens du flux d'air. De plus, un tel choix serait propre à chaque cas d'étude, rendant compliquée la généralisation de la méthode. La réalisation de plusieurs mesures à différentes positions et l'utilisation de la moyenne pondérée par le volume semble fournir le meilleur compromis (Macarulla et al., 2018), (Liu et al., 2018), (S. Fan et al., 2021). Enfin, un autre avantage de moyenner différentes mesures à différentes positions est la réduction du bruit des capteurs, facilitant ainsi la reconstruction. Ainsi, pour la suite de l'étude, nous conserverons les reconstructions des ACRs issues des concentrations moyennes pondérées par le volume $Yco2 = CO2_mean_weighted_EXP$.

5.1.3 Comparaison par rapport à la résolution instantanée déterministe

De même que pour le cas test (Figure 4.11), la Figure 5.5 illustre la comparaison entre le calcul déterministe instantané de l'ACR (modèle M0) et le résultat reconstruit par le modèle statistique. Le modèle d'état lisse le résultat via le filtre de Kalman : la reconstruction est plus stable et moins sensible aux bruits de mesure dans les entrées. De plus, l'intervalle de confiance à 95 % est fourni.

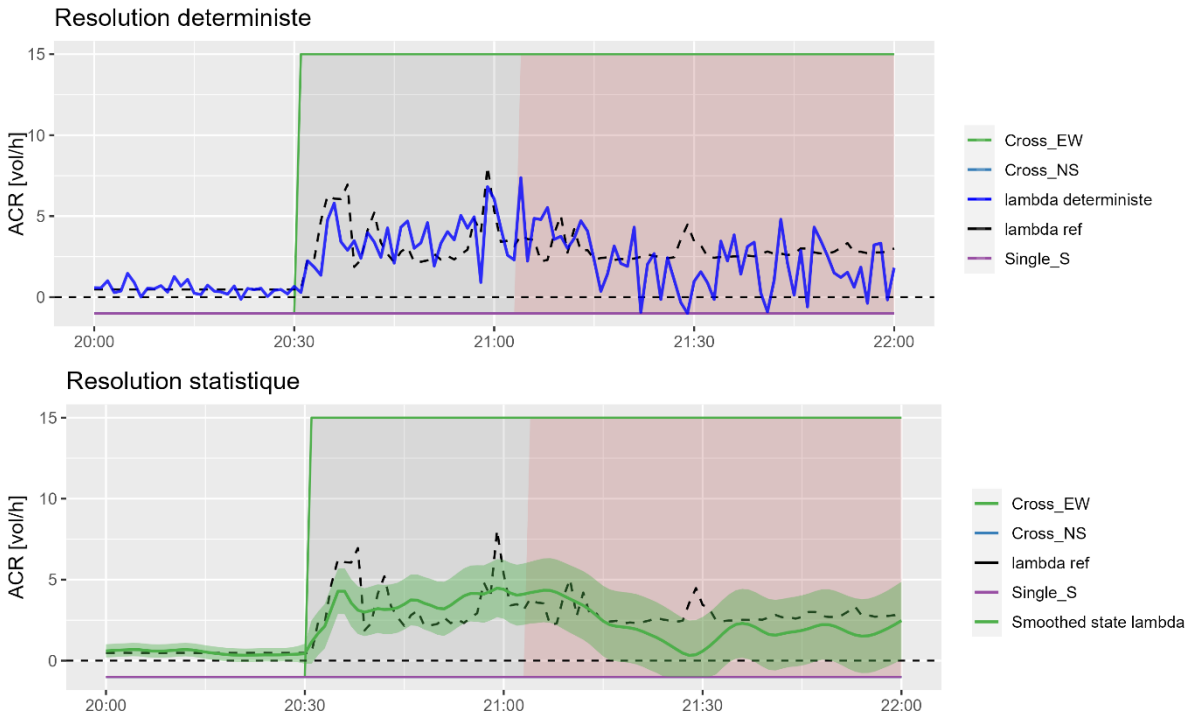


Figure 5.5 : Comparaison des estimations de ACR entre résolution instantanée déterministe M0 (haut) et résolution par modèle statistique M3 (bas) à partir des expérimentales. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

5.1.4 Intersection des incertitudes du calcul STD et de l'intervalle de confiance de reconstruction du modèle statistique

L'analyse de sensibilité dans la chapitre 3 a permis de déterminer l'incertitude du modèle STD sur l'ACR en fonction du choix des coefficients C_d, C_p, et du niveau d'étanchéité du bâtiment. La Figure 5.6 compare, pour une même période, le résultat fourni par l'analyse d'incertitude et le résultat fourni par le modèle statistique. L'intervalle de confiance des résultats de l'analyse d'incertitude est calculé en prenant en compte l'ensemble des versions de ce calcul (choix de la corrélation, choix du niveau d'étanchéité). Pour les périodes vérifiant $\Delta CO2 > 200$ppm, les deux intervalles de confiance se recoupent dans 92 % des estimations pour la configuration « Closed », et dans 100 % des estimations pour les configurations ouvertes. Cela confirme que les incertitudes associées aux deux modèles sont robustes. Ce résultat était prévisible du fait que les incertitudes en STD étaient fortes pour les configurations dominées par le vent, d'une part. D'autre part, le modèle statistique M3 a été paramétré de manière à fournir des intervalles de confiances de reconstructions robustes (du même ordre de grandeur de la valeur moyenne), donc affichant également de fortes incertitudes.

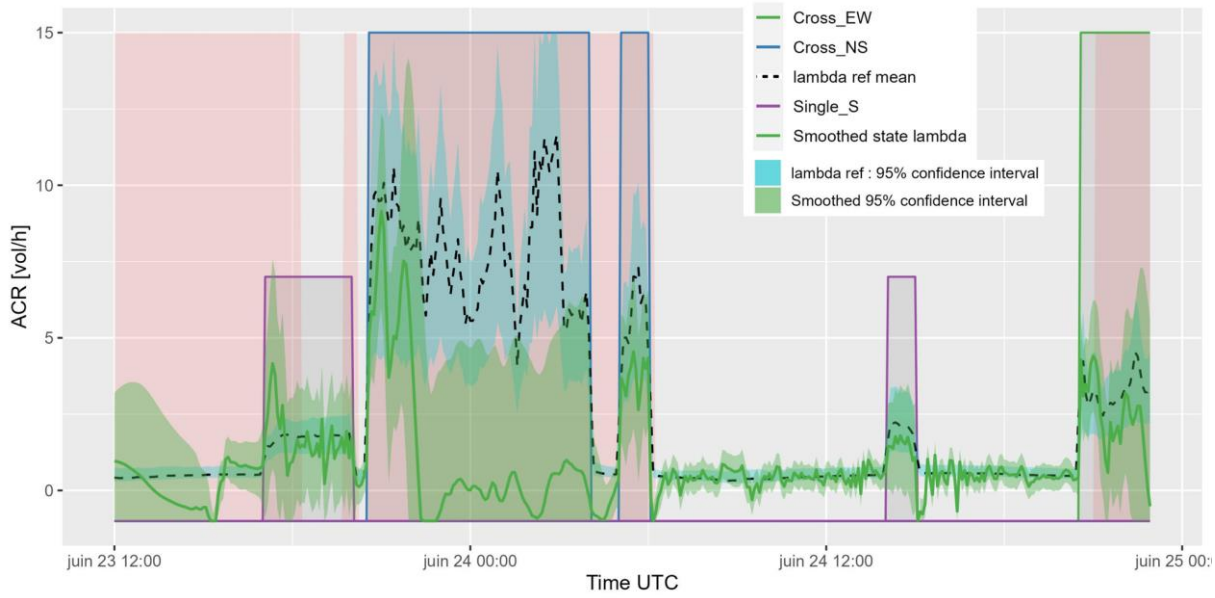


Figure 5.6 : Comparaison des estimations de ACR entre calculs STD (lambda ref) avec intervalle de confiance fourni par l'analyse d'incertitude (section 3.3) et reconstructions par le modèle d'état M3 (Smoothed). Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

5.1.5 Discussions sur les résultats du diagnostic avec modèle d'état

L'hétérogénéité du CO_2 soulève la question du pas de temps de résolution pertinent pour l'estimation instantanée de l'ACR. En effet, la circulation d'air intérieure est turbulente avec une fluctuation inférieure à la minute, tandis que le mélange est plus lent à s'homogénéiser. Il n'y a donc pas de résolution temporelle physiquement correcte pour l'estimation instantanée, ce qui entraîne un biais dans l'estimation de l'ACR. Puisque les niveaux de CO_2 intérieurs diminuent rapidement après l'ouverture de la fenêtre. Nous avons fait le choix de maintenir le pas de temps le plus fin disponible dans les données (1 min), afin d'extraire autant d'informations que possible des données, et laissant le filtre de Kalman traiter le bruit dans les entrées et mesures. Malgré l'application du filtre de Kalman, on constante que la série reconstruite est bruitée, et que la fiabilité de la reconstruction chute lorsque $\Delta CO2 < 200$ ppm.

5.2 Calcul du taux de renouvellement d'air avec un modèle prédictif

5.2.1 Motivations

La partie précédente a permis d'associer, à chaque point de la base de données expérimentale, l'estimation statistique d'un ACR (moyenne et intervalle de confiance). Cette étape de diagnostic de l'ACR in situ constitue la première étape de la méthode développée dans ces travaux de thèse : constituer une base de données des ACRs à partir d'une période initiale d'apprentissage. La deuxième étape, proposée dans le projet MODERNAT, est d'être en mesure de prédire ces ACRs, uniquement sur la connaissance des données météorologiques, sans mesure de concentration de CO_2 intérieur ou modèle d'état. Il convient donc, à partir de la base de données des ACRs reconstruits, d'en déduire un nouveau modèle prédictif, ou « signature aéraulique » du bâtiment prédisant l'ACR en fonction de la météo et de la position des ouvrants (Figure 5.7). Ce modèle peut être basé sur des hypothèses physiques, ou au contraire, reposer uniquement sur une structure mathématique sans à priori physique (« boîte noire »).

De plus, nous avions montré que la méthode des gaz traceurs peut comporter un biais d'estimation dans la distribution des ACRs pour une configuration donnée, puisque le filtrage pour $\Delta CO2 > 200$ ppm tend à mesurer des faibles ACRs plus fréquemment que les forts ACRs (Figure 4.13). Le développement d'un tel modèle prédictif permettra de dépasser ce biais, car il permettra de prédire une distribution d'ACRs pour l'ensemble des conditions extérieures possibles.

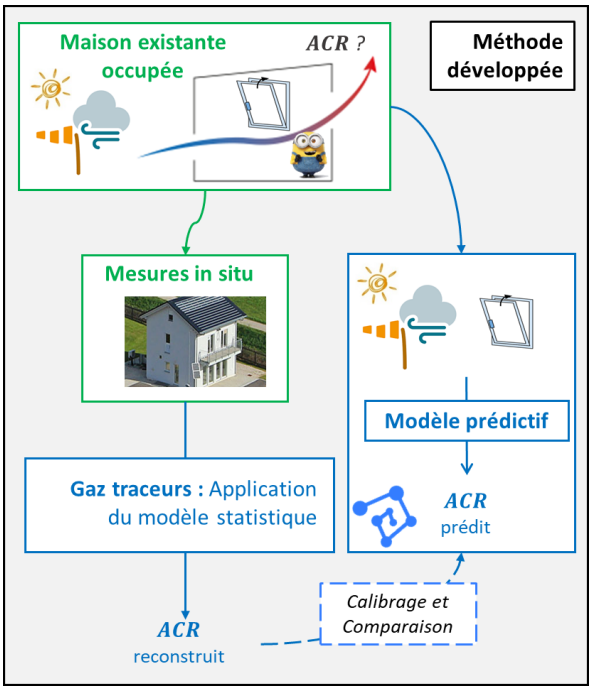


Figure 5.7 : Méthode développée dans ces travaux de thèse.

5.2.2 Développement d'un modèle de régression linéaire semi paramétrique

5.2.2.1 Exploration des liens entre taux de renouvellement d'air diagnostiqué, vitesse du vent et écarts de températures

De manière préliminaire au développement d'un modèle, nous explorons, pour chaque configuration, les corrélations des ACRs estimés par le modèle statistique avec les variables météorologiques et mesures de températures à disposition. Les relations testées sont basées sur les relations analytiques du modèle BSI (BSI, 1991). Les Figure 5.8 et Figure 5.9 illustrent le résultat du test des deux relations suivantes :

$$\lambda \sim \sqrt{|\Delta T|} \text{ avec } \Delta T = (T_a - T_mean_weighted_EXP) \quad (5.1)$$

$$\lambda \sim Ws \quad (5.2)$$

Avec T_a [°C] la température extérieure mesurée au mât météo. $T_mean_weighted_EXP$ [°C] est la moyenne pondérée par le volume des températures intérieures. Ws [m/s] est la vitesse de vent extérieure mesurée au mât météo. Ces variables ont été définies chapitre 2.

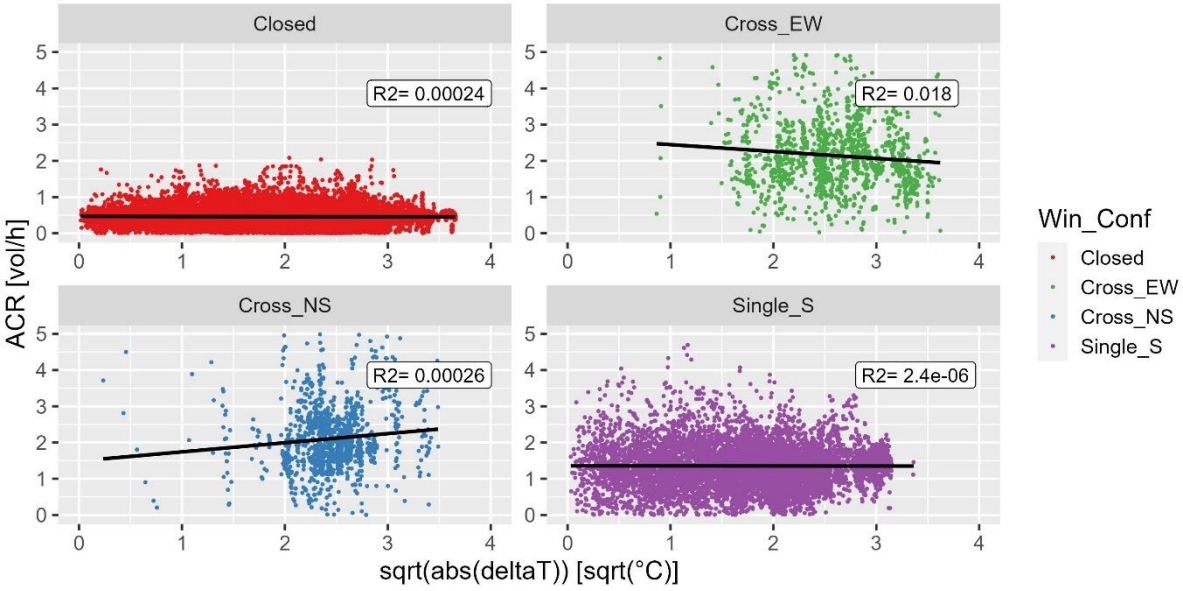


Figure 5.8 : ACRs estimés avec le modèle statistique M3 en fonction de l'écart de température $\sqrt{|\Delta T|}$, pour chaque configuration d'ouvrants. Seuls les instants pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm sont considérés. Le nuage de points et la régression linéaire avec coefficient de corrélation R^2 sont affichés.

La Figure 5.8 suggère un lien direct non significatif entre les écarts de températures intérieurs/extérieurs (ΔT) et l'ACR, quelle que soit la configuration d'ouvrants. Compte tenu des coefficients de corrélation (R^2 très petits comparés à 1), aucune tendance claire ne peut être dégagée. Cependant, la Figure 5.9 suggère un lien plus significatif entre vitesse du vent et l'ACR, lorsque les fenêtres sont ouvertes. En particulier, les configurations traversantes

montrent une tendance nette : l'ACR augmente avec la vitesse du vent. Cependant, les points sont très étalés autour de la courbe de régression, conduisant à des coefficients de corrélation R^2 relativement faibles de respectivement 0,27, 0,35 et 0,035 pour les configurations « Cross_EW », « Cross_NS » et « Single_S ».

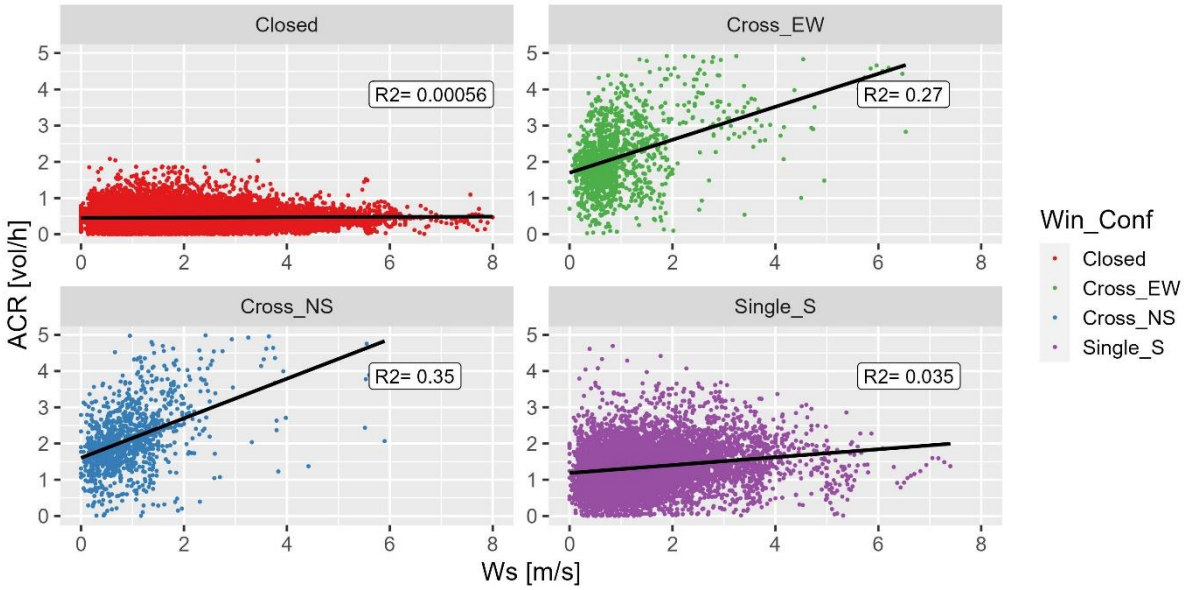


Figure 5.9 : ACRs estimés avec le modèle statistique M3 en fonction du vent météo (Ws), pour chaque configuration d'ouvrants. Seuls les instants pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm sont considérés. Le nuage de points et la régression linéaire avec coefficient de corrélation R^2 sont affichés.

5.2.2.2 Présentation du modèle testé et hypothèses

Régression linéaire multiple

Les résultats d'explorations ont montré que l'ACR en ventilation naturelle est un phénomène complexe qui ne peut être entièrement décrit par une simple relation linéaire. Dans notre cas d'étude, d'autres variables doivent jouer un rôle significatif, telles que par exemple la direction du vent ou les températures dans les autres pièces du bâtiment. A noter tout de même que l'étalement des nuages de points et l'absence de tendances claires peut également résulter des bruits et biais de reconstructions de l'ACR par le modèle statistique. Le fait que les valeurs d'ACR de référence (ou d'entrainement) pour le calibrage d'un modèle prédictif soient bruitées et sujettes à de fortes incertitudes oriente le choix d'une structure de modèle basé sur une équation physique. En effet, le calibrage d'un tel modèle pour l'ACR permettrait alors de contraindre les résultats autour d'un a priori physique.

Nous choisissons d'utiliser un modèle de régression linéaire multiple. La régression linéaire multiple est un outil d'apprentissage statistique supervisé : on cherche la combinaison linéaire de variable explicatives (par exemple WS, WD, T_a) qui prédit le mieux la variable dépendante (λ). Les variables explicatives peuvent être transformées (puissances d'une variable, produit de plusieurs variables), permettant une grande flexibilité dans la formulation. Plus de détails sur les méthodes de développement et d'estimation des paramètres peuvent être trouvés dans (James et al., 2013). La régression linéaire a pour avantage d'avoir une formulation simple qui

permet d'imposer un a priori physique sur les relations entre variables explicatives et la variable dépendante, et d'être un point de départ simple pour une recherche plus détaillée des relations entrée-sortie. Ainsi, contrairement aux modèles « boîtes noires » (arbres de décisions, K-Nearest Neighbors, réseaux de neurones, processus Gaussiens), le modèle calibré peut conserver une interprétabilité physique.

Dans ce travail applicatif, nous considèrerons une formulation ne considérant, comme variable explicative continue, uniquement WS et $\sqrt{|\Delta T|}$. Pour une configuration d'ouvrant donnée, la formulation sous forme de régression linéaire donne :

$$\lambda \sim a + b \times \sqrt{|\Delta T|} + c \times WS \qquad (5.3)$$

Avec a, b et c les coefficients de régression constants à calibrer. Cette relation est dite paramétrique car on fait l'hypothèse de la relation linéaire entre les variables explicatives et la variable dépendante.

Régression linéaire semi-paramétrique à l'aide de splines

En plus de WS et $\sqrt{|\Delta T|}$, le travail exploratoire a suggéré l'intégration d'autres variables explicatives telle que la direction du vent WD. L'ajout de la variable WD [0°-360°] constitue un challenge car elle ne peut pas être considérée comme une variable continue ordonnée. Une solution serait de la transformer en variable catégorielle en agrégeant par exemple ses valeurs continues dans des intervalles d'angle de 45° (WD~[0-45 ; 45-90 ; 90-135 ; 135-180 ; 180-225 ; 225-270 ; 270-315 ; 315-360]°). L'agrégation des données dans des catégories a pour inconvénient de faire perdre de l'information par rapport aux valeurs continues. De plus, si la variable catégorielle a K catégories, sa formulation dans la régression linéaire est réalisée à travers l'ajout de $K-1$ variables binaires, ce qui peut rendre le modèle trop complexe (James et al., 2013).

Dans ces travaux, nous proposons une autre solution originale, inspirée des récents travaux de (Rasmussen et al., 2020) : la modélisation semi-paramétrique à l'aide de splines. La méthode des splines permet de modéliser de manière flexible une relation continue entre la variable dépendante et les variables explicatives. Elle consiste à diviser la variable explicative en K régions séparées par K+1 nœuds. Un spline de base (B-spline) est une fonction polynomiale par morceaux sur chaque région. Les morceaux de polynômes sont contraints de se rejoindre de manière lisse à chaque nœud (James et al., 2013). La Figure 5.10 illustre la construction d'une base de quatre B-splines (bs_1, bs_2, bs_3 et bs_4) sur la plage de variation de WD, à l'aide de la fonction *bs* du paquet R *splines*. Les B-splines générées sont cubiques par morceau et construites de manière à vérifier la propriété :

$$bs_1(WD) + bs_2(WD) + bs_3(WD) + bs_4(WD) = 1 \qquad (5.4)$$

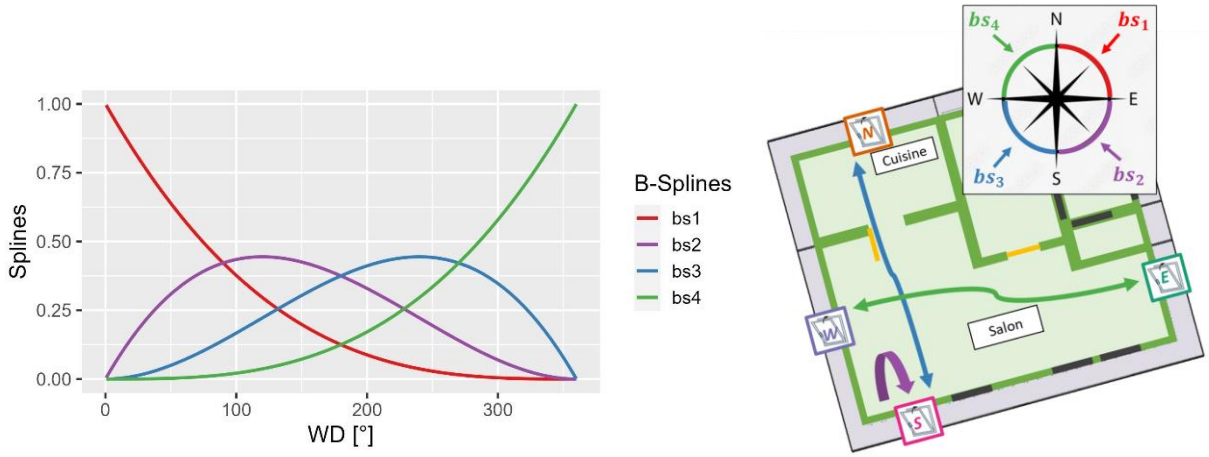


Figure 5.10 : Gauche : génération d'une base de quatre B-splines $bs_i(WD)$, sur la plage de variation de WD [0-360]°. Droite : régions d'influence des B-splines en fonction de la direction du vent et correspondance avec l'orientation du bâtiment I-OB.

La fonction spline $S(WD)$ engendrée par la base de B-splines s'écrit alors :

$$S(WD) = c_1 \times bs_1(WD) + c_2 \times bs_2(WD) + c_3 \times bs_3(WD) + c_4 \times bs_4(WD) \qquad (5.5)$$

Avec c_1, c_2, c_3 et c_4 des coefficients constants. Ainsi, en fonction des valeurs prises par c_1, c_2, c_3 et c_4, la forme prise par la spline $S(WD)$ est flexible. La méthode des splines est dite semi-paramétrique.

Dans notre cas d'étude, nous souhaitons moduler l'effet de la vitesse du vent WS en fonction de la direction du vent WD. La nouvelle formulation du modèle de régression linéaire s'obtient en multipliant WS par $S(WD)$ dans *(5.3)* :

$$\begin{aligned}\lambda \sim a + \; & b \times \sqrt{|\Delta T|} \\ & + [c_1 \times bs_1(WD) + c_2 \times bs_2(WD) + c_3 \times bs_3(WD) \\ & + c_4 \times bs_4(WD)] \times WS\end{aligned} \qquad (5.6)$$

En calculant à priori les quatre variables explicatives $WSbs_i = WS \times bs_i(WD)$, on obtient le modèle de régression linéaire à six paramètres a, b, c_1, c_2, c_3, c_4 suivant :

$$\lambda \sim a + b \times \sqrt{|\Delta T|} + c_1 \times WSbs_1 + c_2 \times WSbs_2 + c_3 \times WSbs_3 + c_4 \times WSbs_4 \qquad (5.7)$$

Où a est l'intercept. b est le coefficient de températures associé à la variable explicative $\sqrt{|\Delta T|}$. c_1, c_2, c_3 et c_4 sont les coefficients de vitesse et direction du vent associés aux variables explicatives $WSbs_1, WSbs_2, WSbs_3$ et $WSbs_4$.

Remarque : nous avons fixé le nombre de B-splines à quatre de manière à réaliser un compromis entre simplicité et flexibilité du modèle. Cela suffit pour modéliser l'effet d'une direction d'incidence normale ou transverse du vent sur une façade donnée. Un nombre plus élevé de B-splines donnera un modèle plus précis, mais également plus complexe car avec un nombre supérieur de coefficients à calibrer.

Estimation des paramètres du modèle par pondération de la somme des résidus

La résolution du modèle linéaire est classiquement réalisée avec la méthode des moindres carrés. Elle consiste à optimiser les coefficients a, b, c_1, c_2, c_3 et c_4 qui minimisent la somme des carrés des résidus (RSS) :

$$RSS = \sum_k \left(\lambda_k - \widehat{\lambda_k}\right)^2 \qquad (5.8)$$

Où λ_k est la valeur de référence utilisée dans l'entrainement du modèle, $\widehat{\lambda_k}$ la valeur prédite par le modèle. Dans notre cas d'étude, λ est la valeur moyenne de l'ACR estimée par le modèle statistique M3. Or, nous avons vu que l'un des avantages de l'approche statistique est de fournir, en plus de la valeur moyenne à chaque instant, l'écart type associé λ_{sd}. La connaissance de l'incertitude associée peut alors être valorisée dans l'optimisation des paramètres via une pondération des résidus dans le calcul du RSS. Le poids w_k doit être proportionnel à l'inverse de la variance associée aux observations (James et al., 2013). Dans notre cas d'étude, l'optimisation des paramètres du modèle tenant compte de l'incertitude des valeurs λ_k revient donc à minimiser RSS_w :

$$RSS_w = \sum_k w_k\left(\lambda_k - \widehat{\lambda_k}\right)^2 \text{ avec } w_k = \frac{1}{\lambda_{k,sd}^2} \qquad (5.9)$$

Où $\lambda_{k,sd}$ est l'écart type associé à la valeur λ_k.

La plupart des outils de régression linéaire implémentent l'ajout de ce poids dans l'optimisation par méthode des moindres carrés. Nous utilisons le fonction *lm* du paquet R *stats*.

5.2.2.3 Calibrage des paramètres et évaluation de la performance du modèle

Nettoyage de la base de données

Les données utilisées pour l'entrainement du modèle de régression linéaire sont les résultats de reconstructions du modèle M3 pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm. De plus, les valeurs aberrantes ($\lambda < 0$ h^{-1}), et les points extrêmes n'étant pas pertinents pour l'entrainement ($\lambda > 10$ h^{-1}), sont retirés.

Résultats

Le modèle de régression semi paramétrique présenté ci-dessus équation *(5.7)* est calibré séparément pour chacune des quatre configurations d'ouvrants. On associe donc un jeu de coefficients optimaux par configuration d'ouvrants. Le Tableau 5.2 affiche les résultats de calibrage. L'indicateur de performance choisi est le MAE (Mean Absolue Error) [h^{-1}] :

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{k}\left|\lambda_k - \widehat{\lambda_k}\right| \qquad (5.10)$$

Remarque : de manière à éviter le biais de sur-apprentissage du modèle (James et al., 2013), les coefficients de régression sont calibrés sur 80 % des points (base d'entrainement). Il a été vérifié que les indicateurs de performance calculés à partir de la base test (20 % restants) sont similaires à ceux calculés à partir de la base d'entrainement. Les 20 % de points constituant la base test sont choisis en sélectionnant 1 point tous les 5 dans la série temporelle.

μ (σ) ***pValue***	**Closed**	**Cross_EW**	**Cross_NS**	**Single_S**
a	0,46 (*0,0045*) *<0,05*	2,1 (*0,16*) *<0,05*	1,0 (*0,19*) *<0,05*	1,1 (*0,022*) *<0,05*
b	-0,0042 (*0,0018*) *0,02*	-0,21 (*0,058*) *<0,05*	0,22 (*0,076*) *<0,05*	-0,018 (*0,011*) *0,098*
c_1	0,0091 (*0,0019*) *<0,05*	1,33 (*0,10*) *<0,05*	0,76 (*0,063*) *<0,05*	0,027 (*0,013*) *<0,05*
c_2	-0,039 (*0,007*) *<0,05*	-0,77 (*0,21*) *<0,05*	0,71 (*0,18*) *<0,05*	0,61 (*0,045*) *<0,05*
c_3	0,051 (*0,0066*) *<0,05*	1,9 (*0,20*) *<0,05*	0,26 (*0,20*) *0,19*	0,11 (*0,041*) *<0,05*
c_4	-0,0011 (*0,0015*) *0,46*	0,46 (*0,0049*) *<0,05*	0,87 (*0,07*) *<0,05*	0,077 (*0,01*) *<0,05*
MAE [h^{-1}]	**0,38**	**0,85**	**0,78**	**0,66**

Tableau 5.2 : Calibrage des coefficients de régression (sur la base d'entrainement), et score MAE (sur la base test). Souligné : valeur optimale. En parenthèse : écart type associé. En fin de cellule : pValue.

Dans la configuration fermée « Closed », les coefficients de régression convergent vers des valeurs faibles. L'écart de température ne ressort pas comme une variable significative (pValue du coefficient b ~0,02 > 0,05). Les effets des directions et vitesses de vent sont faibles (c_1, c_2, c_3 et c_4 < 0,1), voire non significatifs (pValue c_4 > 0,05). Ce constat est confirmé par la valeur élevée du MAE de 0,38 h^{-1} par rapport à l'ordre de grandeur de 0,46 h^{-1}, et par la visualisation des prédictions du modèle (Figure 5.11). En l'absence de variables explicatives suffisamment informatives, le modèle de régression linéaire contraint les prédictions à des valeurs proches de la valeur de l'intercept estimé à $a = 0{,}46$ h^{-1}.

Dans les configurations ouvertes, les coefficients de régression liés à la vitesse et la direction du vent convergent vers des valeurs plus élevées et significatives. Les valeurs de MAE de 0,85 h^{-1}, 0,78 h^{-1} et 0,66 h^{-1} , par rapport aux ordres de grandeurs de 4,1 h^{-1}, 4,8 h^{-1} et 1,9 h^{-1}, constituent des résultats encourageants.

La visualisation des prédictions pour la configuration « Cross_EW » en Figure 5.12 confirme la significativité de certaines variables explicatives sur le résultat : même si la plage des valeurs prédites est moins étendue que la plage de valeurs de références, les ACRs varient bien autour

de l'intercept de 2,1 h^{-1} en fonction de $WS\ et\ WD$. Des interprétations similaires peuvent être déduites pour les configurations « Cross_NS » et « Single_S », les illustrations des prédictions sont disponibles en annexe S. A noter que les intervalles de prédiction qui prennent en compte à la fois les biais de modèle et de mesure aléatoire (James et al., 2013) deviennent plus larges pour les valeurs d'ACR plus grandes.

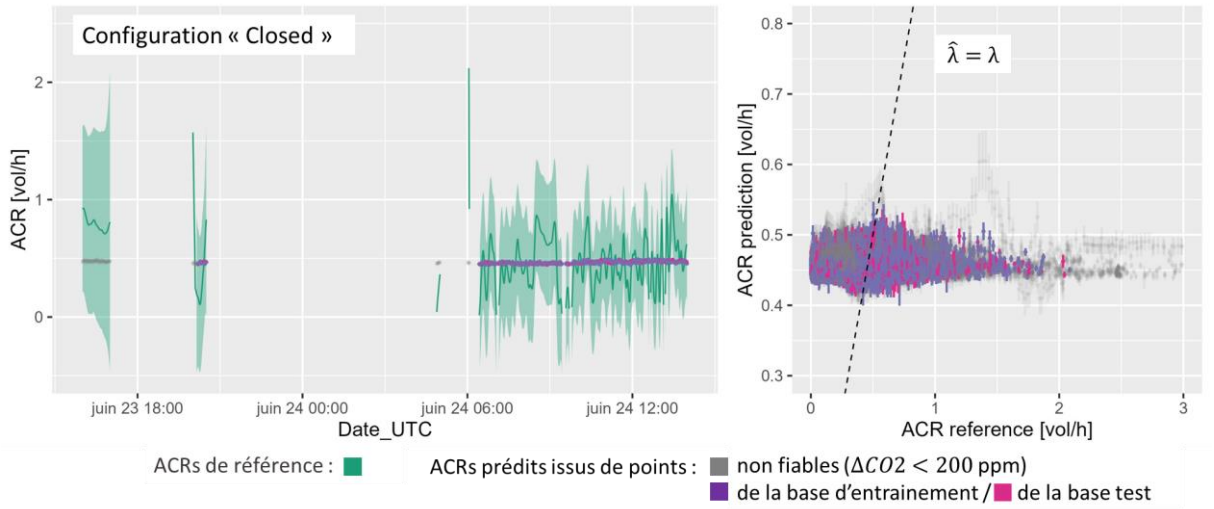


Figure 5.11 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Closed ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions ($\hat{\lambda}$) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit ($\hat{\lambda}$) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\hat{\lambda} = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte. Remarque : les ACRs de références supérieurs à 1 h^{-1} sont typiquement des estimations aberrantes du modèle d'état pour cette configuration.

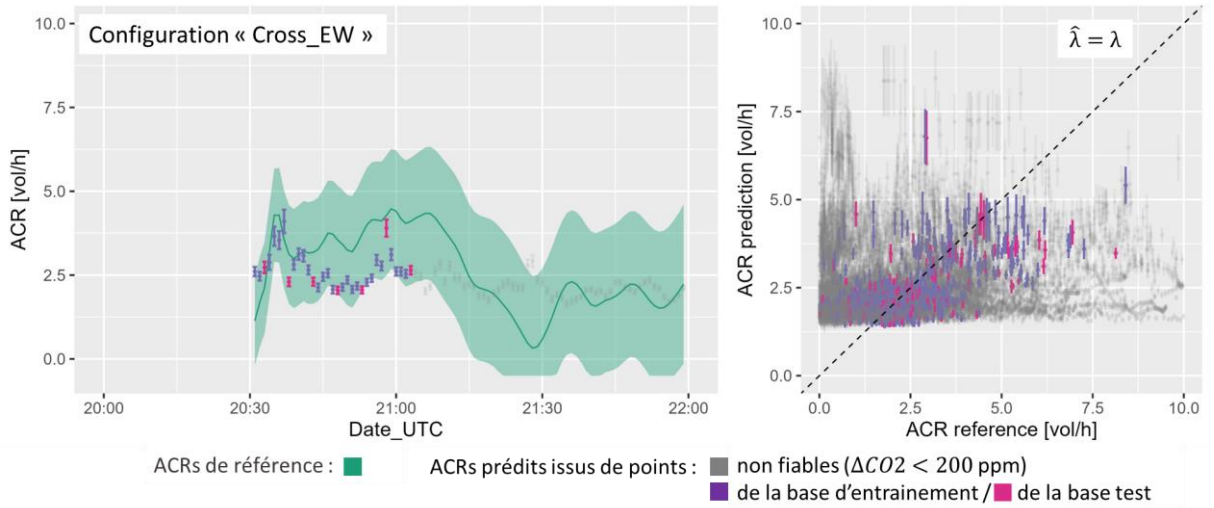


Figure 5.12 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Cross_EW ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions ($\hat{\lambda}$) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit ($\hat{\lambda}$) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\hat{\lambda} = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte.

5.2.2.4 Impact de la direction du vent sur la prédiction des ACRs

L'impact de la direction du vent sur la prédiction des ACRs par le modèle de régression linéaire semi paramétrique peut être analysé à l'aide de la fonction Spline S(WD) équation *(5.5)*, calculée à l'aide des coefficients calibrés c_1, c_2, c_3, et c_4 (Figure 5.13). On remarque que, pour la configuration fermée « Closed », on a $S(WD) \approx 0$ sur toute la plage, ce qui modélise un impact de la vitesse WS nul, quelle que soit la direction d'incidence WD. En revanche, pour la configuration traversante « Cross_EW », le spline prend des valeurs de l'ordre de $S(WD) \approx 1$ dans les intervalles d'incidence [0 ; 40]° et [200 ; 300]° degrés, $S(WD) \approx 0{,}5$ sinon. Autrement dit, le coefficient de régression linéaire associé à la vitesse du vent varie du simple au double, selon les directions d'incidences. On remarque également la tendance suivante pour la configuration mono-façade « Single_S » : la variable WS a un impact maximal (coefficient de régression $S(WD) \approx 0{,}3$) lorsque l'incidence est autour de 130°, soit un vent incident normal à la façade sud (Figure 5.10).

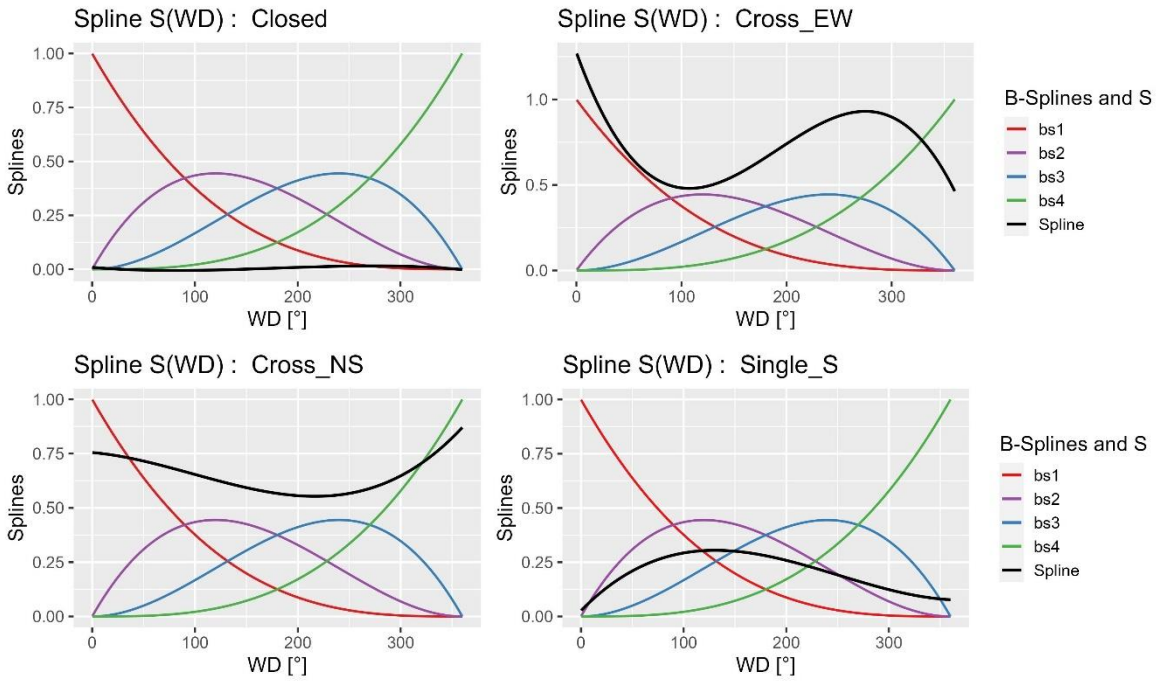


Figure 5.13 : Base des quatre B-splines $bs_i(WD)$ et spline S(WD) équation (5.5)*, reconstruite à l'aide des paramètres calibrés c_1, c_2, c_3, et c_4, pour chacune des quatre configurations d'ouvrants.*

5.2.3 Comparaison des distributions de taux de renouvellement d'air reconstruits et prédits

Dans cette partie, en guise de synthèse des résultats du chapitre, la Figure 5.14 présente et compare les distributions des ACRs :

- Gauche : ACRs reconstruits par le modèle statistique M3 à l'aide des données expérimentales (résultats de la section 5.1.1).
- Droite : ACRs prédits par le modèle de régression linéaire entrainé sur cette même base (résultats de la section 5.2.2).

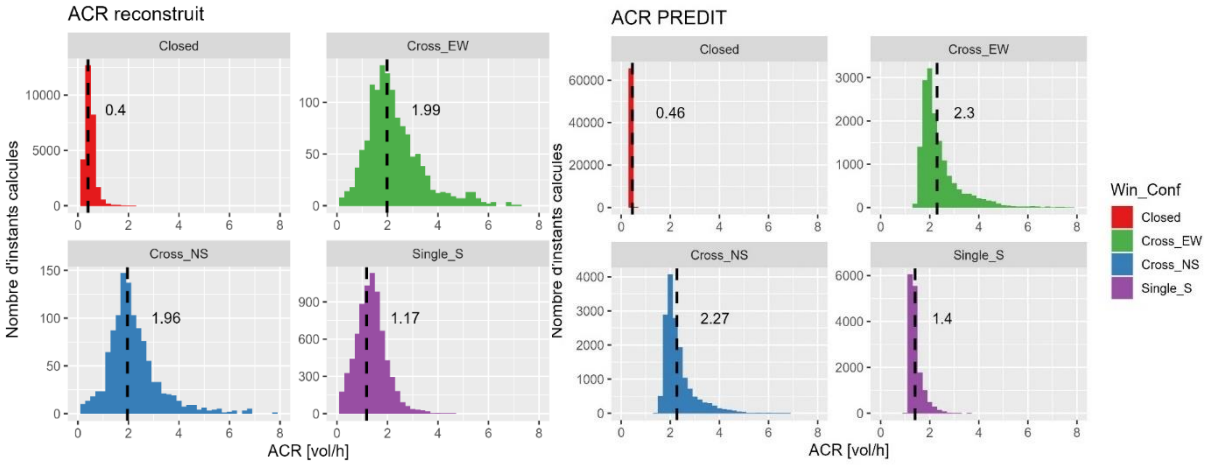


Figure 5.14 : Gauche : Distribution des ACRs reconstruits avec le modèle statistique M3 appliqué aux données expérimentales. Seuls les instants pour lesquels ΔCO2 > 200 ppm sont considérés. Droite : Distribution des ACRsprédits avec le modèle de régression linéaire, sur toute la base de données expérimentale. Les moyennes géométriques sont affichées et tracées en pointillés verticaux.

Contrairement aux reconstructions du modèle statistique qui sont filtrées pour $\Delta CO2 > 200$ ppm, l'ACR calculé par le modèle prédictif à partir des données en vent et en température est maintenant disponible sur l'ensemble des points de la base de données : le nombre de points par barres des histogrammes est beaucoup plus important. Les analyses suivantes peuvent être faites :

- Les distributions prédites par le modèle de régression sont beaucoup plus régulières et resserrées autour de la moyenne géométrique que celles issues de la reconstruction du modèle statistique. D'une part : les reconstructions peuvent comporter des erreurs liées aux limites du modèle statistique, par exemple le biais de modèle, un bruit de reconstruction ou un lissage par le filtre de Kalman. D'autre part, le modèle de régression linéaire apporte une contrainte physique à la prédiction des ACRs, pouvant avoir pour effet de régulariser les reconstructions bruitées et biaisées du modèle statistique.
- Les valeurs moyennes de prédiction, quelles que soient les configurations, sont supérieures aux valeurs moyennes de reconstruction. Ce phénomène lié au biais de reconstruction était attendu et a déjà été discuté lors du test sur base de données

numérique (Figure 4.13). Les ACRs reconstruits ne peuvent pas être interprétés directement comme le potentiel d'ACR de chaque configuration de fenêtre. Au contraire, les ACRs prédits, oui.

5.2.4 Analyse de la distribution des ACRs prédits

5.2.4.1 Configuration fermée

Lorsque les fenêtres sont fermées, l'ACR est resserré autour de la moyenne géométrique de 0,46 h^{-1}. Cette valeur représente l'ensemble des contributions de ventilation mécanique ($\sim$ 0,25 h^{-1}), des infiltrations provenant de l'extérieur et des pièces adjacentes (par exemple de la cage d'escalier). Il est intéressant de noter que la valeur moyenne diagnostiquée expérimentalement est identique à celle prédite par le modèle STD (Figure 4.13). Cependant, le modèle STD prédisait des variations liées aux conditions extérieures qui n'ont pas été identifiées par la méthode de diagnostic expérimental.

5.2.4.2 Ouvertures de fenêtres

On observe bien une dispersion autour de la valeur moyenne de 2,3 h^{-1} pour les deux configurations traversantes « Cross_EW » et « Cross_NS », suite à la sensibilité aux paramètres de vitesse et direction du vent. La configuration mono-façade « Single_S » affiche une dispersion relativement resserrée autour de la valeur moyenne géométrique de 1,4 h^{-1}. Ces ordres de grandeurs obtenus sont en cohérence avec les résultats de la littérature (Nazaroff, 2021).

A noter que, dans notre cas d'étude, les valeurs moyennes géométriques pour les trois configurations (2,3 h^{-1}, 2,3 h^{-1} et 1,4 h^{-1}) sont significativement inférieures à celles prédites par la STD, qui étaient de 4,1 h^{-1} (+78 %) et 4,8 h^{-1} (+109 %) et 1,9 h^{-1} (+36 %) respectivement. Les écarts entre prédictions peuvent être expliqués par un biais dans l'une ou l'autre des approches, probablement des deux. A noter également que la surestimation des ACRs en STD par rapport à la réalité avait déjà été supposée sur l'observation des valeurs de $CO2_H$ (section 3.2.9.3).

5.2.5 Discussion sur les résultats du modèle prédictif

Compte tenu du bruit dans le diagnostic des ACRs par le modèle M3, et de la faible relation aux données en températures et en vent, les résultats de calibrage du modèle prédictif doivent être interprétés avec précaution. En effet, la qualité du modèle peut dépendre :

- Du type de modèle et de sa structure.
- De la pertinence des variables explicatives choisies.
- De la qualité et la quantité des données de la base d'entrainement.

Néanmoins les résultats du modèle prédictif sont encourageants et montrent les bénéfices suivants :

- Le bruit et certains biais de reconstruction du modèle d'état M3 sont « régularisés » par la structure physique du modèle.
- L'impact de la direction du vent sur l'effet de la vitesse est modélisé.
- Grâce à ce modèle, l'ACR devient facilement calculable, pour n'importe quel instant, à partir de données en vent et température uniquement, constituant la « signature aéraulique » du bâtiment pour les configurations d'ouvrants diagnostiquées.

Dans la section suivante, nous présentons quelques perspectives au développement du modèle prédictif.

5.2.6 Perspectives pour le modèle prédictif

5.2.6.1 Améliorations du modèle de régression semi-paramétrique

Le modèle de régression linéaire présenté a été choisi de manière à tester l'approche physique pour la prédiction de l'ACR. Le but étant d'illustrer le potentiel de la régression linéaire, avec pour originalité la valorisation de l'incertitude sur les valeurs des ACRs de référence, et l'utilisation de splines pour intégrer la variable explicative WD. Avec ce modèle, la significativité des variables WS et WD ont été démontrées lorsque les fenêtres sont ouvertes. En revanche, ce n'est pas le cas de la variable $\sqrt{|\Delta T|}$, quelle que soit la configuration. La formulation du modèle de régression semi-paramétrique pourrait être enrichie de diverses manières :

- En augmentant le nombre de Base-Spline.
- En testant la significativité de nouvelles variables à dispositions.
- En testant des formulations de régression polynomiales ou en ajoutant les interactions entre variables.

Toutes ces perspectives de modèle tendent à le complexifier, rendant l'identifiabilité des paramètres problématiques. Il pourrait être bénéfique d'utiliser l'approche Bayésienne : une distribution de probabilité à priori sur les valeurs des coefficients à calibrer pourrait alors être ajoutée. L'approche Bayésienne permettrait ainsi de compenser un manque de données pour une configuration donnée, ou de pouvoir mieux intégrer les incertitudes dans la formulation du modèle (Rouchier et al., 2018), (Hou et al., 2023).

5.2.6.2 Intégration de la régression dans le modèle d'état

Une perspective pour la modélisation linéaire serait de l'intégrer directement dans la formulation à tester dans le modèle d'état, de manière similaire à (Tugores et al., 2024). Ainsi, plutôt que de chercher à reconstruire un ACR dynamique sous forme de variable latente, la résolution du modèle d'état permettrait directement d'identifier les paramètres constants du modèle de régression linéaire via maximisation de la vraisemblance. La validité de la formulation étant vérifiable à travers l'analyse des résidus en CO_2 (Kristensen et al., 2004).

5.2.6.3 Test de modèles « boîtes noires »

L'approche par modèle « physique » étant contrainte, il pourrait être intéressant de tester des approches d'apprentissages « boîtes noires » (par exemple arbre de décision, K-Nearest Neighbors, réseaux de neurones, processus Gaussiens) (James et al., 2013). En effet, (Park and Park, 2021) ont montré que ces modèles sont plus performants en terme de prédiction de la ventilation naturelle. De plus, on peut surement y inclure plus facilement des variables catégorielles comme la direction du vent ou la configuration d'ouvrants. Néanmoins, à cause des incertitudes et biais déjà contenus dans les données de références, nous suggérons de considérer avec prudence les résultats d'un tel modèle.

5.2.6.4 Couplage du modèle de signature aéraulique à un modèle de signature thermique

Le modèle de prédiction dérivé du diagnostic réalisé par le modèle d'état constitue la « signature aéraulique » estivale du bâtiment. Il pourrait être couplé à un modèle de « signature thermique » du bâtiment (Rouchier, 2022), de manière à obtenir un modèle thermo-aéraulique du bâtiment. En effet, dans le cas d'un bâtiment soumis à de la surventilation nocturne, l'ACR est un paramètre clé dans le calcul de la température (Chahwane et al., 2011). Le modèle thermo-aéraulique pourrait par exemple servir à vérifier la capacité du logement diagnostiqué à maintenir le confort thermique de l'occupant lors de vagues de chaleur futures. Différents scénarios de rafraichissement naturel par ouverture de fenêtre pourraient également être testés. Ces perspectives ont été listées dans le projet MODERNAT.

5.3 Conclusion

Ce chapitre, sur la base des résultats des chapitres précédents, a été consacré à la mise en œuvre de la méthodologie d'estimation in-situ de l'ACR dynamique. Le modèle statistique basé sur l'équation des gaz traceurs a été appliqué à l'estimation de l'ACR dynamique sur les trois mois de campagne expérimentales. Malgré l'application du filtre de Kalman, la visualisation de la série temporelle montre un certain bruit dans le résultat. De plus, l'analyse des résidus montre une autocorrélation des erreurs de reconstructions, mettant en évidence un certain biais, que l'on attribue principalement au biais d'hétérogénéité de la concentration de CO_2 dans le cas réel. La comparaison du résultat pour différentes positions de mesure confirme effectivement la forte sensibilité de la reconstruction à la position des capteurs. Néanmoins, la reconstruction par le modèle statistique, dans ce cas expérimental, apporte un réel gain par rapport à l'approche déterministe, en particulier par le calcul d'un intervalle de confiance pour les ACRs reconstruits. Nous avons également montré que cet intervalle de confiance recoupe l'intervalle d'incertitude du calcul STD pour l'ensemble des estimations en configuration ouverte, confirmant que les incertitudes associées aux deux approches sont robustes.

Dans un second temps, motivé par le développement d'un modèle prédictif de l'ACR, pour une configuration d'ouvrant donnée, en fonction uniquement des données météorologiques, nous avons introduit et calibré un modèle de régression linéaire semi paramétrique. L'influence de la vitesse en fonction de la direction du vent est modélisée de manière flexible à l'aide de splines. Une autre particularité du modèle est de prendre en compte le degré de confiance dans chacun de ACRs d'entrainement par pondération du terme d'erreur à minimiser dans le calibrage des paramètres. L'analyse des coefficients calibrés montre un impact significatif des vitesses et directions sur les configurations ouvertes uniquement. L'impact de la température s'est avéré non significatif. L'analyse des résultats de prédiction du modèle montre une performance moyenne à prédire les ACRs de références provenant du modèle statistique. L'interprétation des résultats du modèle prédictif doit donc être effectuée avec précaution. La comparaison des distributions d'ACRs reconstruits par le modèle statistique et ceux prédits a mis en évidence la tendance du modèle prédictif à contraindre les résultats de par son à priori physique. Cela a l'avantage d'effacer certains biais ou bruits contenus dans les ACRs reconstruits, mais également l'inconvénient d'ajouter un biais de modèle prédictif qui éloigne les valeurs prédites de la réalité de la mesure. A noter que les moyennes géométriques d'ACR prédites sont identiques à celles calculées en STD en configuration fermée, et significativement plus faibles en configurations ouvertes. Le modèle prédictif nécessite des développements futurs : ajout de variables explicatives dans sa formulation, utilisation de l'approche Bayésienne, ou encore utilisation de nouveaux modèles « boîtes noires ».

Conclusion et perspectives

Motivation des travaux

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à l'estimation du taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle. En particulier, dans le but de promouvoir les solutions de rafraichissement par surventilation nocturne, l'étude s'est focalisée sur les taux de renouvellement d'air par ouverture de fenêtre. L'objectif principal de la thèse s'est orienté vers le développement d'une méthodologie de diagnostic in situ du taux de renouvellement d'air.

Parmi les différentes méthodes de mesure du taux de renouvellement d'air en ventilation naturelle, nous avons identifié la méthode des gaz traceurs comme la plus adaptée. En effet, elle est non intrusive, et permet la mesure du taux de renouvellement total (ventilation mécanique et ventilation naturelle) dans un bâtiment ou une pièce. De plus, cette méthode peut s'appuyer sur l'utilisation, comme gaz traceur, du CO_2 métabolique produit par l'occupant, ce qui est pratique dans le cas d'une mesure en bâtiment occupé.

Cependant, la littérature existante ne comporte que très peu d'études visant une estimation in situ du taux de renouvellement d'air dynamique à travers les ouvrants. Cela peut s'expliquer par le fait que les mesures en bâtiment réel prennent du temps, sont coûteuses, ont tendance à produire des erreurs et les résultats peuvent être difficiles à analyser. Par ailleurs, différentes limites et contraintes d'une telle méthode ont déjà été identifiées dans la littérature : biais liés aux hypothèses d'homogénéité du gaz dans la zone, dépendance au potentiel de concentration de CO_2 mesurable, incertitudes liées à la connaissance du nombre d'occupants, bruits de mesure etc. En particulier, à notre connaissance, la méthode n'a pas été appliquée au cas complexe du bâtiment résidentiel.

Synthèse des résultats

L'ensemble des travaux rapportés dans ce manuscrit s'appuie sur la réalisation d'une campagne expérimentale dans la zone [salon+cuisine] d'un bâtiment résidentiel test en R+1. Quatre fenêtres en ouverture oscillo-battant ont été pilotées avec un scénario réaliste comprenant deux configurations traversantes et une configuration mono-façade. La production de CO_2 par l'occupant a été simulée par injection de CO_2. Les trois mois de mesures en période estivales, au pas de temps 1 min, ont été traitées, synthétisées, et la base de donnée a été partagée (Schreck et al., 2024b).

L'analyse des mesures a mis en lumière l'hétérogénéité de la distribution de concentration de CO_2, en fonction de la position de l'occupant et de l'ouverture des fenêtres, avec un écart moyen de 116 ppm entre les différents capteurs du salon et de la cuisine. Nous avons alors justifié, pour le calcul d'une valeur de référence, l'utilisation d'une moyenne pondérée par le volume des pièces. Cette concentration de CO_2 de référence a servi à quantifier la contrainte liée à la difficulté à identifier le taux de renouvellement d'air par méthode inverse, lorsque l'écart intérieur/extérieur $\Delta CO2$ est trop faible. En particulier, nous avons introduit l'indicateur de

potentiel $CO2_H$, et montré que, pour un seuil $\Delta CO2_t$ = 200 ppm, celui-ci diminue fortement, de 22327 ppm.h à 3695 ppm.h (-83 %) dans notre cas d'étude. Ce constant a souligné la nécessité de développer une méthode robuste aux faibles écarts $\Delta CO2$.

Puis, dans l'objectif d'obtenir une base de données « maitrisée » comportant une valeur de référence de taux de renouvellement d'air, nous avons développé un modèle de simulation thermique dynamique du bâtiment test. Les scénarios d'ouvertures de fenêtre et d'occupation réalisés expérimentalement ont été appliqués. La cohérence du modèle a pu être vérifiée en comparant ses résultats de température et concentrations en CO_2 à ceux mesurés expérimentalement. A partir des résultats en débits du modèle de simulation thermique dynamique, les taux de renouvellement d'air ont été calculés. Dans le double objectif de quantifier les incertitudes de simulation sur les résultats en taux de renouvellement d'air et en concentration de CO_2, une analyse de sensibilité quantitative et globale a été réalisée avec la méthode de Sobol. Les incertitudes sur les coefficients de décharge aux ouvrants et coefficients de pression aux façades conduisent à des incertitudes importantes de l'ordre de $\pm$ 50 % sur le taux de renouvellement d'air, ce qui justifie l'intérêt de l'approche par la mesure. L'analyse dynamique a mis en évidence le caractère persistant dans le temps des incertitudes sur le taux métabolique des occupants et du débit de VMC sur les concentrations de CO_2. Enfin l'analyse de sensibilité des indicateurs $CO2_H$ a mis en évidence la forte variabilité du potentiel d'estimation par méthode des gaz traceurs, d'un cas d'étude à l'autre.

La base de données générée par simulation thermique dynamique a ensuite servi au développement et test de différentes formulations de modèles d'états stochastiques. Ce type de modèle a été suggéré par la littérature pour leur capacité à modéliser des biais de modélisation et des bruits de mesure à travers l'ajout de termes stochastiques, et l'application d'un filtre de Kalman. Nous avons proposé une amélioration des modèles existants consistant à permettre deux dynamiques de reconstructions différentes pour le taux de renouvellement d'air, en fonction de si la configuration d'ouvrants est fermée (dynamique lente) ou ouverte (dynamique rapide). La syntaxe CTSM-R du modèle est fournie en annexe O. Le choix des différents paramètres stochastiques est déterminant sur les résultats et leur intervalle de confiance : la méthode pour les fixer, s'appuyant sur des à priori physiques et/ou sur la maximisation de la fonction de vraisemblance a été décrite. L'analyse des résidus et la comparaison des reconstructions aux valeurs de référence a démontré la bonne capacité de reconstruction du modèle retenu, lorsque la condition d'identifiabilité $\Delta CO2 > 200$ ppm est vérifiée. Nous avons également montré que le filtrage des résultats à la condition $\Delta CO2 > 200$ ppm tend à favoriser l'estimation des faibles taux de renouvellement d'air par rapport aux forts, produisant un diagnostic de potentiel en taux de renouvellement d'air biaisé.

La formulation de modèle statistique retenue a ensuite été appliquée aux mesures de la campagne expérimentale. La qualité de reconstruction du taux de renouvellement d'air s'est avérée plus mitigée qu'avec les données numériques. Le biais d'hétérogénéité et le bruit dans la mesure de CO_2 propre au cas réel amènent une difficulté de reconstruction supplémentaire, qui ne peut être que partiellement compensée par l'approche statistique avec filtre de Kalman. Cependant, nous avons montré que, appliquée à des données réelles, l'approche statistique

apporte un réel gain par rapport à l'approche déterministe, grâce au filtrage d'une partie du bruit dans les entrées et par le calcul d'un intervalle de confiance pour les taux de renouvellement d'air reconstruits.

Enfin, à partir des taux de renouvellement d'air diagnostiqués par le modèle statistique, nous avons calibré un modèle prédictif. En première approche, nous avons proposé une régression linéaire basé sur les modèles analytiques de la littérature, avec comme variable explicative l'écart de température intérieur/extérieur et le vent. Nous avons ajouté une approche originale qui consiste à moduler l'impact de la vitesse du vent en fonction de sa direction, à travers l'utilisation de splines. L'avantage d'un tel modèle prédictif est double :

- Il permet de contraindre les résultats de reconstruction bruités et biaisés autour d'une formulation physique.
- Il permet la prédiction des taux de renouvellement d'air, connaissant uniquement les températures, vitesses et directions du vent. On obtient ainsi la signature aéraulique des configurations d'ouvrant diagnostiquées.

Cependant, de nombreux paramètres dans la calibration du modèle (notamment ceux liés à la contribution des températures), se sont avérés non significatifs. Les résultats du modèle prédictif doivent être considérés avec précaution pour plusieurs raisons : d'une part car les données d'entrainement issues du modèle statistique sont bruitées et potentiellement biaisées, et d'autre part car le modèle de régression semi paramétrique est trop simple pour représenter la complexité de la réalité.

Discussions

Les résultats chiffrés présentés dans ce manuscrit sont propres à notre cas d'étude. Cependant, les analyses effectuées permettent les discussions suivantes.

La méthode de diagnostic in situ développée vise à permettre une estimation plus fiable des taux de renouvellement d'air que l'approche par simulation. Nos résultats dans le bâtiment test montrent des incertitudes du même ordre de grandeur dans les deux approches. De plus, son implémentation dans le cas réel pourra comporter des difficultés supplémentaires. Par exemple une plus grande variabilité dans la position des occupants, de leur taux d'émission de CO_2 métabolique, de leur gestion des ouvrants (fenêtres et portes). Il s'agira de mesurer ces entrées de modèle le plus précisément possible, sous peine d'ajouter du biais et des incertitudes dans les estimations. De plus, l'approche expérimentale peut comporter un coût de mise en place en temps et en argent qui peut être rédhibitoire.

Certaines contraintes physiques majeures ont été discutées dans le manuscrit. Premièrement la contrainte liée à la concentration de CO_2 intérieure qui doit être suffisante pour identifier le taux de renouvellement d'air (nous avons proposé le seuil $\Delta CO2 > 200$ ppm). Nous avons montré que cette contrainte sera particulièrement importante dans le cas résidentiel lorsque la densité d'occupants est faible, si l'étanchéité à l'air du bâtiment est mauvaise, ou encore si l'on souhaite diagnostiquer de plus forts taux de renouvellement d'air (> 5 h^{-1}). De plus, le diagnostic doit

être effectué sur plusieurs semaines, voire plusieurs mois pour obtenir une base de données suffisamment informative pour entrainer, à partir du diagnostic, un modèle de signature aéraulique. Secondement, l'hétérogénéité de la distribution du CO_2 dans les pièces, inévitable dans le protocole in situ, amène un biais qui semble difficile à compenser. En particulier, il soulève la question du pas de temps optimal de résolution : la fluctuation du taux de renouvellement peut être rapide, inférieure à la minute, alors que le temps d'homogénéisation est supérieur à la minute.

Perspectives

Les méthodes développées pourront être appliquées et confrontées à de nouveaux cas d'études. En particulier, le diagnostic de la ventilation naturelle pourra être réalisé dans des cas d'applications à plus forts potentiels, tels qu'une salle de classe, un bureau, ou un dortoir.

Nous avons proposé différentes perspectives en matière de développement des modèles. De nouvelles formulations de modèle statistique pourraient être testées. Par exemple, le couplage de l'équation bilan de CO_2 à une équation en température, faisant également apparaitre le taux de renouvellement d'air, permettrait éventuellement de compenser certaines périodes lorsque le potentiel de CO_2 devient trop faible. Les paramètres stochastiques pourraient également être déterminés avec plus de robustesse, par calibration Bayésienne.

Le modèle prédictif basé sur une régression linéaire semi paramétrique a consisté en une démarche exploratoire. Il nécessite des développements futurs. Des variables explicatives supplémentaires pourraient être ajoutées dans sa formulation. La spline modélisant l'impact de la direction du vent pourrait être affinée avec un nombre supplémentaire de bases. De manière à améliorer l'identifiabilité des paramètres et mieux intégrer les incertitudes dans la formulation, l'approche Bayésienne pourrait être utilisée pour calibrer les coefficients. A noter également que le modèle prédictif sous forme d'une régression linéaire pourrait être directement intégré au modèle d'état dans une forme unifiée. La reconstruction avec filtre de Kalman permettrait alors de directement identifier les paramètres constants du modèle prédictif.

Le modèle prédictif ne doit pas nécessairement être basé sur de la physique, il pourrait être intéressant de tester des approches « boîtes noires » (par exemple arbre de décision, K-Nearest Neighbors, réseaux de neurones, processus Gaussiens).

Enfin, le modèle de « signature aéraulique » pourra être couplé à un modèle de « signature thermique » du bâtiment, de manière à former un modèle thermo-aéraulique du bâtiment. Un tel modèle ouvrira la voie à un diagnostic fiable de la capacité du bâtiment à assurer le confort thermique de ses occupants, pour une météo actuelle ou future.

Références

A. Balaras, C., 1995. The role of thermal mass on the cooling load of buildings. An overview of computational methods. Energy and Buildings.

AFNOR, 2019. Performance énergétique des bâtiments - Ventilation des bâtiments (Norme No. NF EN 16798-1).

AFNOR, 2017. Performance thermique des bâtiments et des matériaux. Détermination du débit d'air spécifique dans les bâtiments. Méthode de dilution de gaz traceurs (NF EN ISO 12569).

AFNOR, 2009. Determining performance criteria for residential ventilation systems (No. NF EN 15665).

AFNOR, 2006. Conception et dimensionnement des systèmes de ventilation résidentiels (No. FD CEN/TR 14788). AFNOR.

Allard, F., 1998. Natural Ventilation in Buildings, a Design Handbook. James1 James.

Amer, O., Boukhanouf, R., Ibrahim, H., 2015. A Review of Evaporative Cooling Technologies. International Journal of Environmental Science and Development 6, 111. https://doi.org/10.7763/IJESD.2015.V6.571

Anstett-Collin, F., Goffart, J., Mara, T., Denis-Vidal, L., 2015. Sensitivity analysis of complex models: Coping with dynamic and static inputs. Reliability Engineering & System Safety 134, 268–275. https://doi.org/10.1016/j.ress.2014.08.010

Artmann, N., Manz, H., Heiselberg, P., 2008. Parameter study on performance of building cooling by night-time ventilation. Renewable Energy 33, 2589–2598. https://doi.org/10.1016/j.renene.2008.02.025

Artmann, N., Manz, H., Heiselberg, P., 2007. Climatic potential for passive cooling of buildings by night-time ventilation in Europe. Applied Energy 84, 187–201. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2006.05.004

Association négaWatt [WWW Document], 2021. . Association négaWatt. URL https://negawatt.org/./ (accessed 6.30.21).

Bacher, P., Madsen, H., 2011. Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings. Energy and Buildings 43, 1511–1522. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.02.005

Bastide, A., Lauret, P., Garde, F., Boyer, H., 2006. Building energy efficiency and thermal comfort in tropical climates: Presentation of a numerical approach for predicting the percentage of well-ventilated living spaces in buildings using natural ventilation. Energy and Buildings 38, 1093–1103. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2005.12.005

Batterman, S., 2017. Review and Extension of CO2-Based Methods to Determine Ventilation Rates with Application to School Classrooms. IJERPH 14, 145. https://doi.org/10.3390/ijerph14020145

Bekö, G., Gustavsen, S., Frederiksen, M., Bergsøe, N.C., Kolarik, B., Gunnarsen, L., Toftum, J., Clausen, G., 2016. Diurnal and seasonal variation in air exchange rates and interzonal airflows measured by active and passive tracer gas in homes. Building and Environment 104, 178–187. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.05.016

Belleri, A., Dutton, S., Filippi Oberegger, U., Lollini, R., 2013. A Sensitivity Analysis Of Natural Ventilation Design Parameters For Non Residential Buildings, in: Proceedings of BS 2013: 13th Conference of the International Building Performance Simulation Association. https://doi.org/10.26868/25222708.2013.1418

Belleri, A., Lollini, R., Dutton, S.M., 2014. Natural ventilation design: An analysis of predicted and measured performance. Building and Environment 81, 123–138. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.06.009

Blom, H., Bar-Shalom, Y., 1988. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switchng coefficients.pdf. IEEE Transactions on Automatic Control.

Borgeson, S., Brager, G., 2008. Occupant Control of Windows: Accounting for Human Behavior in Building Simulation 14.

Boulinguez, M., Foucquier, A., Marc, O., Castaing-Lasvignottes, J., 2022. Cartographie des modèles de confort : application aux bâtiments en rafraîchissement mixte en climat tropical 8.

Bouvier, J.-L., Bontemps, S., Mora, L., 2019. Uncertainty and sensitivity analyses applied to a dynamic simulation of the carbon dioxide concentration in a detached house. International Journal of Energy and Environmental Engineering 10, 47–65. https://doi.org/10.1007/s40095-018-0291-7

Brabec, M., Jílek, K., 2007. State-space dynamic model for estimation of radon entry rate, based on Kalman filtering. Journal of Environmental Radioactivity 98, 285–297. https://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2007.05.006

Brandan, M.A.M., Espinosa, F.D., Tomasetti, T., 2018. Modeling natural ventilation in early and late design stages: developing the right simulation workflow with the right inputs, in: IBPSA-USA. p. 8.

Bre, F., Gimenez, J.M., 2022a. A cloud-based platform to predict wind pressure coefficients on buildings. Build. Simul. 15, 1507–1525. https://doi.org/10.1007/s12273-021-0881-9

Bre, F., Gimenez, J.M., 2022b. CpSimulator: prediction of wind pressure coefficients on buildings [WWW Document]. URL https://cpsimulator.cimec.org.ar/ (accessed 4.24.24).

Breesch, H., 2006. Natural Night Ventilation in Office Buildings: Performance Evaluation Based on Simulation, Uncertainty and Sensitivity Analysis.

Breesch, H., Janssens, A., 2005. Building simulation to predict the performances of natural night ventilation: Uncertainty and sensitivity analysis, in: IBPSA 2005 - International Building Performance Simulation Association 2005.

BSI, 1991. Code of practice for Ventilation principles and designing for natural ventilation (No. ISBN 0 580 19285 7).

Bulińska, A., Buliński, Z., 2023. Determination of the Interzonal Airflows in Naturally Ventilated Dwellings Based on Concentration Measurements of the Metabolic Carbon Dioxide. Energies 16, 95. https://doi.org/10.3390/en16010095

Bulińska, A., Popiołek, Z., Buliński, Z., 2014. Experimentally validated CFD analysis on sampling region determination of average indoor carbon dioxide concentration in occupied space. Building and Environment 72, 319–331. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.11.001

Caciolo, M., Marchio, D., Stabat, P., 2009. Survey of the existing approaches to assess and design natural ventilation and need for further developments 9.

Calì, D., Matthes, P., Huchtemann, K., Streblow, R., Müller, D., 2015. CO2 based occupancy detection algorithm: Experimental analysis and validation for office and residential buildings. Building and Environment 86, 39–49. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2014.12.011

Cao, X., Liu, J., Jiang, N., Chen, Q., 2014. Particle image velocimetry measurement of indoor airflow field: A review of the technologies and applications. Energy and Buildings 69, 367–380. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2013.11.012

Cappe, O., Godsill, S.J., Moulines, E., 2007. An Overview of Existing Methods and Recent Advances in Sequential Monte Carlo. Proc. IEEE 95, 899–924. https://doi.org/10.1109/JPROC.2007.893250

Carlucci, S., Bai, L., de Dear, R., Yang, L., 2018. Review of adaptive thermal comfort models in built environmental regulatory documents. Building and Environment 137, 73–89. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.03.053

Cellier, N., 2022. Github de Energy_plus_wrapper [WWW Document]. GitHub. URL https://github.com/locie/energy_plus_wrapper (accessed 10.23.23).

Chahwane, L., 2012. Valorisation de l'inertie thermique pour la performance énergétique des bâtiments.

Chahwane, L., Stephan, L., Wurtz, E., Zuber, B., 2011. On a novel approach to control natural and mechanical night ventilation.

Chen, E.X., Han, X., Malkawi, A., Zhang, R., Li, N., 2023. Adaptive model predictive control with ensembled multi-time scale deep-learning models for smart control of natural ventilation. Building and Environment 242, 110519. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110519

Chen, Q., 2009. Ventilation performance prediction for buildings: A method overview and recent applications. Building and Environment 44, 848–858. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2008.05.025

Chen, Y., Castiglione, J., Astroza, R., Li, Y., 2021. Parameter estimation of resistor-capacitor models for building thermal dynamics using the unscented Kalman filter. Journal of Building Engineering 34, 101639. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2020.101639

Chen, Z., Jiang, C., Xie, L., 2018. Building occupancy estimation and detection: A review. Energy and Buildings 169, 260–270. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.03.084

Cheng, P.L., Li, X., 2018. Air infiltration rates in the bedrooms of 202 residences and estimated parametric infiltration rate distribution in Guangzhou, China. Energy and Buildings 164, 219–225. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.12.062

Chiesa, G. (Ed.), 2021. Bioclimatic Approaches in Urban and Building Design, PoliTO Springer Series. Springer International Publishing, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59328-5

Chiesa, G., Kolokotroni, M., Heiselberg, P. (Eds.), 2021. Innovations in Ventilative Cooling, PoliTO Springer Series. Springer International Publishing, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-72385-9

Climaxion, ADEME, GrandEst, 2020. RetEx : Construction et Rénovation de Bâtiments Exemplaires Passifs.

Crawley, D.B., Lawrie, L.K., Winkelmann, F.C., Buhl, W.F., Huang, Y.J., Pedersen, C.O., Strand, R.K., Liesen, R.J., Fisher, D.E., Witte, M.J., Glazer, J., 2001. EnergyPlus: creating a new-generation building energy simulation program. Energy and Buildings, Special Issue: BUILDING SIMULATION'99 33, 319–331. https://doi.org/10.1016/S0378-7788(00)00114-6

David, D., Vidal, B., Morle, E., Pabiou, H., 2020. Diagnostic de la ventilation naturelle sur Lyon-Villeurbanne 8.

De Vogeleer, G., Van Overbeke, P., Brusselman, E., Mendes, L.B., Pieters, J.G., Demeyer, P., 2016. Assessing airflow rates of a naturally ventilated test facility using a fast and simple algorithm supported by local air velocity measurements. Building and Environment 104, 198–207. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2016.05.006

Declaration de Chaillot [WWW Document], 2024. . UN Environment. URL http://www.unep.org/news-and-stories/press-release/buildings-and-climate-global-forum-declaration-de-chaillot (accessed 4.15.24).

DesignBuilder Software Ltd - Home [WWW Document], 2018. URL https://designbuilder.co.uk/ (accessed 10.18.23).

Dias Carrilho, J., Mateus, M., Batterman, S., Gameiro da Silva, M., 2015. Air exchange rates from atmospheric CO2 daily cycle. Energy and Buildings 92, 188–194. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.01.062

Drivas, P.J., Simmonds, P.G., Shair, F.H., 1972. Experimental characterization of ventilation systems in buildings. Environ. Sci. Technol. 6, 609–614. https://doi.org/10.1021/es60066a005

Duarte, R., Glória Gomes, M., Moret Rodrigues, A., 2018. Estimating ventilation rates in a window-aired room using Kalman filtering and considering uncertain measurements of occupancy and CO2 concentration. Building and Environment 143, 691–700. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.07.016

Dupin, N., Peuportier, B., Duer, K., 2014. Evaluation of ventilative cooling in a single family house - Characterization and modelling of natural ventilation. Presented at the World SB14, p. 8.

Dutton, S., Shao, L., Riffat, S., 2008. Validation and parametric analysis of energyplus: air flow network model using contam. Presented at the Third National Conference of IBPSA-USA.

Emmerich, S.J., Persily, A.K., 2001. State-of-the-art review of CO2 demand controlled ventilation technology and application (No. NIST IR 6729). National Institute of Standards and Technology, Gaithersburg, MD. https://doi.org/10.6028/NIST.IR.6729

EnergyPlus Version 22.1 Documents [WWW Document], 2022. URL https://energyplus.net/documentation (accessed 10.17.23).

Eppy's documentation [WWW Document], 2022. URL https://eppy.readthedocs.io/en/latest/index.html (accessed 10.18.23).

Ernest, D., Bauman, F., Arens, E.A., 1991. The prediction of indoor air motion for occupant cooling in naturally ventilated buildings. ASHRAE Transactions.

Esber, A., 2022. Unsteady nodal modeling of building ventilation networks. Building and Environment 9.

Fabi, V., Andersen, R.V., Corgnati, S., Olesen, B.W., 2012. Occupants' window opening behaviour: A literature review of factors influencing occupant behaviour and models. Building and Environment 58, 188–198. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.07.009

Faggianelli, G.A., 2014. Rafraîchissement par la ventilation naturelle traversante des bâtiments en climat méditerranéen.

Faggianelli, G.A., Brun, A., Wurtz, E., Muselli, M., 2014. Natural cross ventilation in buildings on Mediterranean coastal zones. Energy and Buildings 77, 206–218. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2014.03.042

Faggianelli, G.A., Mora, L., Merheb, R., 2017. Uncertainty quantification for Energy Savings Performance Contracting: Application to an office building. Energy and Buildings 152, 61–72. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.07.022

Fan, S., Davies Wykes, M.S., Lin, W.E., Jones, R.L., Robins, A.G., Linden, P.F., 2021. A full-scale field study for evaluation of simple analytical models of cross ventilation and single-sided ventilation. Building and Environment 187, 107386. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107386

Fan, X., Sakamoto, M., Shao, H., Kuga, K., Ito, K., Lan, L., Wargocki, P., 2021. Emission rate of carbon dioxide while sleeping. Indoor Air 31, 2142–2157. https://doi.org/10.1111/ina.12911

George, K., Ziska, L.H., Bunce, J.A., Quebedeaux, B., 2007. Elevated atmospheric CO2 concentration and temperature across an urban–rural transect. Atmospheric Environment 41, 7654–7665. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2007.08.018

Ghiaus, C., Allard, F., 2006. Potential for free-cooling by ventilation. Solar Energy 80, 402–413. https://doi.org/10.1016/j.solener.2005.05.019

Ghiaus, C., Allard, F. (Eds.), 2005. Natural ventilation in the urban environment: assessment and design, Buildings, energy, solar technology. Earthscan, London ; Sterling, VA.

Goffart, J., 2014. Impact de la variabilité des données météorologiques sur une maison basse consommation. Application des analyses de sensibilité pour les entrées temporelles.

Goffart, J., Rabouille, M., Mendes, N., 2016. Impact des incertitudes de mesure des variables météorologiques sur le processus de comparaison mesure/simulation en simulation thermique dynamique 9.

Goffart, J., Woloszyn, M., 2021. EASI RBD-FAST: An efficient method of global sensitivity analysis for present and future challenges in building performance simulation. Journal of Building Engineering 43, 103129. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103129

Gondian, L., 2022. Application de l'analyse de sensibilité temporelle pour la description de la réponse thermique d'un bâtiment aux actions des habitants.

González, J., Mora, D., Austin, M.C., 2022. The Thermal Network Approach to Model Occupants' Heat and CO2 Generation Interactions: A Case Study in an Office Building in Panama, in: Journal of Physics: Conference Series. Presented at the ATI, p. 012015. https://doi.org/10.1088/1742-6596/2385/1/012015

Gough, H., Sato, T., Halios, C., Grimmond, C.S.B., Luo, Z., Barlow, J.F., Robertson, A., Hoxey, R., Quinn, A., 2018. Effects of variability of local winds on cross ventilation for a simplified building within a full-scale asymmetric array: Overview of the Silsoe field campaign. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics 175, 408–418. https://doi.org/10.1016/j.jweia.2018.02.010

Grenelle Environnement, 2014. REX-batiments-performants-et-risques-2014.pdf.

Gu, L., 2007. Airflow network modeling in energyplus. Building Simulation 10.

Haldi, F., Robinson, D., 2009. Interactions with window openings by office occupants. Building and Environment 44, 2378–2395. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2009.03.025

Heracleous, C., Michael, A., 2019. Experimental assessment of the impact of natural ventilation on indoor air quality and thermal comfort conditions of educational buildings in the Eastern Mediterranean region during the heating period. Journal of Building Engineering 26, 100917. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2019.100917

Herman, J., Usher, W., 2017. SALib: An open-source Python library for Sensitivity Analysis. JOSS 2, 97. https://doi.org/10.21105/joss.00097

Hou, D., Wang, L. (Leon), Katal, A., Yan, S., Zhou, L. (Grace), Wang, V., Vuotari, M., Li, E., Xie, Z., 2023. Development of a Bayesian inference model for assessing ventilation condition based on CO2 meters in primary schools. Build. Simul. 16, 133–149. https://doi.org/10.1007/s12273-022-0926-8

Hou, J., Zhang, Y., Sun, Y., Wang, P., Zhang, Q., Kong, X., Sundell, J., 2018. Air change rates at night in northeast Chinese homes. Building and Environment 132, 273–281. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.01.030

Howard-Reed, C., Wallace, L.A., Ott, W.R., 2002. The Effect of Opening Windows on Air Change Rates in Two Homes. Journal of the Air & Waste Management Association 52, 147–159. https://doi.org/10.1080/10473289.2002.10470775

Hu, H., Kikumoto, H., Ooka, R., Lin, C., Zhang, B., 2022. Comprehensive validation of experimental and numerical natural ventilation predictions based on field measurement with experimental house. Building and Environment 207, 108433. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108433

Humphreys, M.A., Nicol, J.F., 1998. Understanding the adaptive approach to thermal comfort.pdf. ASHRAE Transactions.

Hurel, N., Sherman, M.H., Walker, I.S., 2016. Sub-additivity in combining infiltration with mechanical ventilation for single zone buildings. Building and Environment 98, 89–97. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2015.12.020

Hyndman, R.J., 2009. Moving averages.

Hyun, S., Park, C., Augenbroe, G., 2008. Analysis of uncertainty in natural ventilation predictions of high-rise apartment buildings. Building Services Engineering Research and Technology 29, 311–326. https://doi.org/10.1177/0143624408092424

Idelcik Memento Des Pertes de Charges.pdf, 1979.

IEA, 2020. GlobalABC Roadmap for Buildings and Construction 2020-2050 – Analysis [WWW Document]. IEA. URL https://www.iea.org/reports/globalabc-roadmap-for-buildings-and-construction-2020-2050 (accessed 4.15.24).

IEA, 2018. The Future of Cooling.

Iooss, B., Lemaître, P., 2015. A Review on Global Sensitivity Analysis Methods, in: Dellino, G., Meloni, C. (Eds.), Uncertainty Management in Simulation-Optimization of Complex Systems, Operations Research/Computer Science Interfaces Series. Springer US, Boston, MA, pp. 101–122. https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7547-8_5

IPCC, 2022. Sixth Assessment Report.

James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., 2013. An Introduction to Statistical Learning, Springer Texts in Statistics. Springer New York, New York, NY. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7

Jay, A., Pacquaut, A., Brun, A., Maréchal, P., Bernaud, P., Wurtz, E., 2023. Impact of bioclimatism and passive solutions on thermal performance: Feedback from an experimental wood-concrete house in a Mediterranean climate. Building and Environment 244, 110757. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110757

Ji, L., Tan, H., Kato, S., Bu, Z., Takahashi, T., 2011. Wind tunnel investigation on influence of fluctuating wind direction on cross natural ventilation. Building and Environment 46, 2490–2499. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2011.06.006

Jiang, Z., Kobayashi, T., Yamanaka, T., Sandberg, M., 2023. A literature review of cross ventilation in buildings. Energy and Buildings 291, 113143. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113143

Jie, P., Su, M., Gao, N., Ye, Y., Kuang, X., Chen, J., Li, P., Grunewald, J., Xie, X., Shi, X., 2023. Impact of urban wind environment on urban building energy: A review of mechanisms and modeling. Building and Environment 245, 110947. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110947

Juhl, R., Møller, J.K., Madsen, H., 2016. ctsmr – Continuous Time Stochastic Modeling in R 11.

Juricic, S., 2021. Identifiability of the thermal performance of a building envelope from poorly informative data.

Juricic, S., Goffart, J., Rouchier, S., Foucquier, A., Cellier, N., Fraisse, G., 2021. Influence of natural weather variability on the thermal characterisation of a building envelope. Applied Energy 288, 116582. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.116582

Kalman, R.E., 1960. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Journal of Basic Engineering 82, 35–45. https://doi.org/10.1115/1.3662552

Kim, D., Lee, J., Do, S., Mago, P.J., Lee, K.H., Cho, H., 2022. Energy Modeling and Model Predictive Control for HVAC in Buildings: A Review of Current Research Trends. Energies 15, 7231. https://doi.org/10.3390/en15197231

Kolokotroni, M., Aronis, A., 1999. Cooling-energy reduction in air-conditioned offices by using night ventilation. Applied Energy 13.

Kolokotroni, M., Heiselberg, P., 2015. Ventilative Cooling - State Of The Art Review. Energy in Buildings and Communities Programme.

Kristensen, N.R., Madsen, H., 2003. Continuous Time Stochastic Modelling : Mathematics Guide.

Kristensen, N.R., Madsen, H., Jørgensen, S.B., 2004. A method for systematic improvement of stochastic grey-box models. Computers & Chemical Engineering 28, 1431–1449. https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2003.10.003

Kristensen, N.R., Madsen, H., Jørgensen, S.B., 2003. Parameter estimation in stochastic grey-box models. Automatica 40, 225–237. https://doi.org/10.1016/j.automatica.2003.10.001

Langer, S., Ramalho, O., Derbez, M., Ribéron, J., Kirchner, S., Mandin, C., 2016. Indoor environmental quality in French dwellings and building characteristics. Atmospheric Environment 128, 82–91. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2015.12.060

Li, Y., Castiglione, J., Astroza, R., Chen, Y., 2021. Real-time thermal dynamic analysis of a house using RC models and joint state-parameter estimation. Building and Environment 188, 107184. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107184

Liddament, M.W., 1996. A guide to energy efficient ventilation, Technical note / AIC. Air Infiltration and Ventilation Centre, Coventry.

Liddament, M.W., 1986. Air Infiltration and Ventilation Centre Air infiltration calculation techniques: an applications guide / Martin W. Liddament, Document AIC-AG. Air Infiltration and Ventilation Centre, Bracknell, Berkshire.

Lilburne, L., Tarantola, S., 2009. Sensitivity analysis of spatial models. International Journal of Geographical Information Science 23, 151–168. https://doi.org/10.1080/13658810802094995

Liu, S., Jian, Y., Liu, J., Guo, R., Zhu, W., 2022. Associating occupants' interaction with windows with air change rate --One case study. Building and Environment 222, 109387. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109387

Liu, Y., Misztal, P.K., Xiong, J., Tian, Y., Arata, C., Nazaroff, W.W., Goldstein, A.H., 2018. Detailed investigation of ventilation rates and airflow patterns in a northern California residence. Indoor Air 28, 572–584. https://doi.org/10.1111/ina.12462

Lo, L.J., Novoselac, A., 2012. Cross ventilation with small openings: Measurements in a multi-zone test building. Building and Environment 57, 377–386. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.06.009

Lu, T., Knuutila, A., Viljanen, M., Lu, X., 2010. A novel methodology for estimating space air change rates and occupant CO2 generation rates from measurements in mechanically-ventilated buildings. Building and Environment 45, 1161–1172. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2009.10.024

Lv, Y., Wang, M., Wu, W., Shang, W., Yao, H., Li, J., Quoie Jr, G.DS., Zhang, H., Shen, X., 2024. Experimental study of building natural ventilation with pendulum velocity anemometer. Building and Environment 253, 111311. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111311

Macarulla, M., Casals, M., Forcada, N., Gangolells, M., Giretti, A., 2018. Estimation of a room ventilation air change rate using a stochastic grey-box modelling approach. Measurement 124, 539–548. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.04.029

Machard, A., Inard, C., Alessandrini, J.-M., Pelé, C., 2020. Sensitivity analysis of the input parameters impacting summer thermal discomfort in buildings under future climate in Paris. 9.

Machard, A., Inard, C., Pele, C., Alessandrini, J.-M., Ribéron, J., 2021. Adapting French buildings to future climate: Passive design optimization.

Madsen, H., 2007. Time Series Analysis, Chapman&Hall/CRC. ed.

Madsen, H., Holst, J., 1995. Estimation of continuous-time models for the heat dynamics of a building. Energy and Buildings 67–79.

Mahyuddin, N., Awbi, H., 2010. The spatial distribution of carbon dioxide in an environmental test chamber. Building and Environment 45, 1993–2001. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2010.02.001

Malkawi, A.M., Augenbroe, G., 2013. Advanced Building Simulation.

Mara, T.A., 2009. Extension of the RBD-FAST method to the computation of global sensitivity indices. Reliability Engineering & System Safety 94, 1274–1281. https://doi.org/10.1016/j.ress.2009.01.012

Massano, M., Patti, E., Macii, E., Acquaviva, A., Bottaccioli, L., 2020. An Online Grey-Box Model Based on Unscented Kalman Filter to Predict Temperature Profiles in Smart Buildings. Energies 13, 2097. https://doi.org/10.3390/en13082097

Monari, F., Strachan, P., 2017. Characterization of an airflow network model by sensitivity analysis: parameter screening, fixing, prioritizing and mapping. Journal of Building Performance Simulation 10, 17–36. https://doi.org/10.1080/19401493.2015.1110621

Monghasemi, N., Vadiee, A., 2018. A review of solar chimney integrated systems for space heating and cooling application. Renewable and Sustainable Energy Reviews 81, 2714–2730. https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.078

Moosavi, L., Mahyuddin, N., Ab Ghafar, N., Azzam Ismail, M., 2014. Thermal performance of atria: An overview of natural ventilation effective designs. Renewable and Sustainable Energy Reviews 34, 654–670. https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.02.035

Moujalled, B., 2007. Modélisation dynamique du confort thermique dans les bâtiments naturellement ventilés (Thèse de doctorat). Ecole Nationale des Tavaux Publics de l'Etat.

Muehleisen, R.T., Patrizi, S., 2013. A new parametric equation for the wind pressure coefficient for low-rise buildings. Energy and Buildings 57, 245–249. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.10.051

National Calculation Methodology (NCM) modelling guide, 2013.

Nazaroff, W.W., 2021. Residential air-change rates: A critical review. Indoor Air.

Nguyen Van, T., De Troyer, F., 2018. New Surrogate Model for Wind Pressure Coefficients in a Schematic Urban Environment with a Regular Pattern. Atmosphere 9, 113. https://doi.org/10.3390/atmos9030113

Nicol, F., Roaf, S., 2005. Post-occupancy evaluation and field studies of thermal comfort. Building Research & Information 33, 338–346. https://doi.org/10.1080/09613210500161885

Oke, O., Persily, A., 2023. Sensitivity Analysis of CO2 Concentrations as Ventilation Metrics, in: Ventilation, IEQ and Health in Sustainable Buildings. Presented at the AIVC 2023.

Ole Fanger, P., Toftum, J., 2002. Extension of the PMV model to non-air-conditioned buildings in warm climates. Energy and Buildings 34, 533–536. https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00003-8

ONU, 2023. Take Action for the Sustainable Development Goals [WWW Document]. URL https://www.un.org/sustainabledevelopment/ (accessed 6.13.22).

Pang, Z., O'Neill, Z., Li, Y., Niu, F., 2020. The role of sensitivity analysis in the building performance analysis: A critical review. Energy and Buildings 209, 109659. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109659

Park, H., Park, D.Y., 2021. Comparative analysis on predictability of natural ventilation rate based on machine learning algorithms. Building and Environment 18.

Park, J.S., 2013. Long-term field measurement on effects of wind speed and directional fluctuation on wind-driven cross ventilation in a mock-up building. Building and Environment 62, 1–8. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2012.12.013

Park, S., Choi, P., Song, D., Koo, J., 2021. Estimation of the real-time infiltration rate using a low carbon dioxide concentration. Journal of Building Engineering 42, 102835. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.102835

Pavanello, F., De Cian, E., Davide, M., Mistry, M., Cruz, T., Bezerra, P., Jagu, D., Renner, S., Schaeffer, R., Lucena, A.F.P., 2021. Air-conditioning and the adaptation cooling deficit in emerging economies. Nat Commun 12, 6460. https://doi.org/10.1038/s41467-021-26592-2

Persily, A., 2022. Development and application of an indoor carbon dioxide metric. Indoor Air 32, e13059. https://doi.org/10.1111/ina.13059

Persily, A., de Jonge, L., 2017. Carbon dioxide generation rates for building occupants. Indoor Air 27, 868–879. https://doi.org/10.1111/ina.12383

Persily, A.K., 2016. Field measurement of ventilation rates. Indoor Air 26, 97–111. https://doi.org/10.1111/ina.12193

Pflugradt, N., Stenzel, P., Kotzur, L., Stolten, D., 2022. LoadProfileGenerator: An Agent-Based Behavior Simulation for Generating Residential Load Profiles. Journal of Open Source Software 7, 3574. https://doi.org/10.21105/joss.03574

Prieto, A., Knaack, U., Klein, T., Auer, T., 2017. 25 Years of cooling research in office buildings: Review for the integration of cooling strategies into the building façade (1990–2014). Renewable and Sustainable Energy Reviews 71, 89–102. https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.01.012

Qian, W., Tang, M., Gao, H., Dong, J., Liang, J., Liu, J., 2022. Improving indoor air flow and temperature prediction with local measurements based on CFD-EnKF data assimilation. Building and Environment 223, 109511. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109511

Radecki, P., Hencey, B., 2017. Online Model Estimation for Predictive Thermal Control of Buildings. IEEE Trans. Contr. Syst. Technol. 25, 1414–1422. https://doi.org/10.1109/TCST.2016.2587737

Randazzo, T., De Cian, E., Mistry, M.N., 2020. Air conditioning and electricity expenditure: The role of climate in temperate countries. Economic Modelling 90, 273–287. https://doi.org/10.1016/j.econmod.2020.05.001

Rasmussen, C., Frölke, L., Bacher, P., Madsen, H., Rode, C., 2020. Semi-parametric modelling of sun position dependent solar gain using B-splines in grey-box models. Solar Energy 195, 249–258. https://doi.org/10.1016/j.solener.2019.11.023

RE2020 : Arrêté du 4 Aout 2021.pdf, 2021.

Reda, I., Ali, E., Qi, D., Wang, L. (Leon), Stathopoulos, T., Athienitis, A., 2023. A modified decay method based on a proposed uniformity index for measuring air change rates in non-uniform air mixed spaces. Building and Environment 245, 110941. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110941

Remion, G., 2020. Mesure in situ des performances aérauliques d'un système de ventilation naturelle par conduit.pdf.

Remion, G., Moujalled, B., El Mankibi, M., 2021. Dynamic measurement of the airflow rate in a two-zones dwelling, from the CO2 tracer gas-decay method using the Kalman filter. Building and Environment 188, 107493. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.107493

Remion, G., Moujalled, B., El Mankibi, M., 2019. Review of tracer gas-based methods for the characterization of natural ventilation performance: Comparative analysis of their accuracy. Building and Environment 160. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106180

Rouchier, S., 2022. Bayesian Workflow and Hidden Markov Energy-Signature Model for Measurement and Verification. Energies 15, 3534. https://doi.org/10.3390/en15103534

Rouchier, S., 2020. Interacting multiple models for learning the air change rate and occupancy of a room from co2 measurements. Roomvent 4.

Rouchier, S., Jiménez, M.J., Castaño, S., 2019. Sequential Monte Carlo for on-line parameter estimation of a lumped building energy model. Energy and Buildings 187, 86–94. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.01.045

Rouchier, S., Rabouille, M., Oberlé, P., 2018. Calibration of simplified building energy models for parameter estimation and forecasting_ Stochastic versus deterministic modelling. Building and Environment 10.

Rueda López, M.J., Guyot, G., Golly, B., Ondarts, M., Wurtz, F., Gonze, E., 2021. Relevance of CO2-based IAQ indicators: Feedback from long-term monitoring of three nearly zero-energy houses. Journal of Building Engineering 44, 103350. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103350

Saber, E.M., Chaer, I., Gillich, A., Ekpeti, B.G., 2021. Review of Intelligent Control Systems for Natural Ventilation as Passive Cooling Strategy for UK Buildings and Similar Climatic Conditions. Energies 14, 4388. https://doi.org/10.3390/en14154388

Sakamoto, M., Li, M., Kuga, K., Ito, K., Bekö, G., Williams, J., Wargocki, P., 2022. CO2 emission rates from sedentary subjects under controlled laboratory conditions. Building and Environment 211, 108735. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108735

Sakiyama, N.R.M., Carlo, J.C., Frick, J., Garrecht, H., 2020. Perspectives of naturally ventilated buildings: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews 130, 109933. https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.109933

Sakiyama, N.R.M., Frick, J., Bejat, T., Garrecht, H., 2021a. Using CFD to Evaluate Natural Ventilation through a 3D Parametric Modeling Approach. Energies 14, 2197. https://doi.org/10.3390/en14082197

Sakiyama, N.R.M., Mazzaferro, L., Carlo, J.C., Bejat, T., Garrecht, H., 2021b. Natural ventilation potential from weather analyses and building simulation. Energy and Buildings 231, 110596. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.110596

Sakiyama, N.R.M., Mazzaferro, L., Carlo, J.C., Bejat, T., Garrecht, H., 2021c. Dataset of the EnergyPlus model used in the assessment of natural ventilation potential through building simulation. Data in Brief 34, 106753. https://doi.org/10.1016/j.dib.2021.106753

Saltelli, A. (Ed.), 2008. Global sensitivity analysis: the primer. John Wiley, Chichester, England ; Hoboken, NJ.

Samuel, D.G.L., Nagendra, S.M.S., Maiya, M.P., 2013. Passive alternatives to mechanical air conditioning of building: A review. Building and Environment 66, 54–64. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.04.016

Santamouris, M., Sfakianaki, A., Pavlou, K., 2010. On the efficiency of night ventilation techniques applied to residential buildings. Energy and Buildings 42, 1309–1313. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.02.024

Schreck, C., Foucquier, A., Rouchier, S., Wurtz, É., 2024a. Ventilation naturelle par ouverture de fenêtre : analyse d'incertitude et de sensibilité dynamique du taux de renouvellement d'air dans le cas d'un bâtiment résidentiel. Presented at the IBPSA France.

Schreck, C., Rouchier, S., Foucquier, A., Machefert, F., Wurtz, E., 2024b. IOB_TestHouse_Ventilation_WindowOpenings_MetabolicCO2 [WWW Document]. URL https://data.mendeley.com/datasets/7bv6wyvzjg

Schreck, C., Rouchier, S., Foucquier, A., Machefert, F., Wurtz, E., 2024c. In situ air change rate estimation from metabolic CO2 measurement. Summer experimental campaign in a single-family test house. Building and Environment 259, 111646. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111646

Schreck, C., Rouchier, S., Foucquier, A., Wurtz, É., 2023. Dynamic modeling of airflow rate through window openings based on CO2 data. Presented at the Nordic Symposium on Building Physics.

Schulze, T., Eicker, U., 2013. Controlled natural ventilation for energy efficient buildings. Energy and Buildings 56, 221–232. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.07.044

Seol, H., Arztmann, D., Kim, N., Balderrama, A., 2023. Estimation of Natural Ventilation Rates in an Office Room with 145 mm-Diameter Circular Openings Using the Occupant-Generated Tracer-Gas Method. Sustainability 15, 9892. https://doi.org/10.3390/su15139892

Sharag-Eldin, A., 1998. Predicting Natural Ventilation in Residential Buildings in the Context of Urban Environments.

Sherman, M.H., 1990. Tracer-gas techniques for measuring ventilation in a single zone. Building and Environment 25, 365–374. https://doi.org/10.1016/0360-1323(90)90010-O

Shirzadi, M., Mirzaei, P.A., Naghashzadegan, M., 2018. Development of an adaptive discharge coefficient to improve the accuracy of cross-ventilation airflow calculation in building energy simulation tools. Building and Environment 127, 277–290. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.10.019

Shove, E., 2003. Converging Conventions of Comfort, Cleanliness and Convenience. Journal of Consumer Policy 26, 395–418. https://doi.org/10.1023/A:1026362829781

Shumway, R.H., Stoffer, D.S., 2017. Time Series Analysis and Its Applications: With R Examples, 4th ed. 2017 edition. ed. Springer, New York, NY.

Smith, P.N., 1988. Determination of ventilation rates in occupied buildings from metabolic CO2 concentrations and production rates. Building and Environment 23, 95–102. https://doi.org/10.1016/0360-1323(88)90023-6

Spitz, C., 2012. Analyse de la fiabilité des outils de simulation et des incertitudes de métrologie appliquée à l'efficacité énergétique des bâtiments.

Stasi, R., Ruggiero, F., Berardi, U., 2024. Influence of cross-ventilation cooling potential on thermal comfort in high-rise buildings in a hot and humid climate. Building and Environment 248, 111096. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.111096

Swami, M.V., Chandra, S., 1988. Correlations for pressure distribution on buildings and calculation of natural-ventilation airflow.

Tarantola, S., Gatelli, D., Mara, T.A., 2006. Random balance designs for the estimation of first order global sensitivity indices. Reliability Engineering & System Safety 91, 717–727. https://doi.org/10.1016/j.ress.2005.06.003

Tian, W., 2013. A review of sensitivity analysis methods in building energy analysis. Renewable and Sustainable Energy Reviews 20, 411–419. https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.12.014

TPU Aerodynamic Database [WWW Document], 2007. URL http://www.wind.arch.t-kougei.ac.jp/system/eng/contents/code/tpu (accessed 10.4.23).

Tugores, J., Macarulla, M., Gangolells, M., 2024. Estimation of children's CO2 generation rates in naturally ventilated educational buildings. Building and Environment 257. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.111550

Van Buggenhout, S., Van Brecht, A., Eren Özcan, S., Vranken, E., Van Malcot, W., Berckmans, D., 2009. Influence of sampling positions on accuracy of tracer gas measurements in ventilated spaces. Biosystems Engineering 104, 216–223. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2009.04.018

Vorger, É., 2014. Étude de l'influence du comportement des habitants sur la performance énergétique du bâtiment.

Wallace, L.A., Emmerich, S.J., Howard-Reed, C., 2002. Continuous measurements of air change rates in an occupied house for 1 year: The effect of temperature, wind, fans, and windows. J Expo Sci Environ Epidemiol 12, 296–306. https://doi.org/10.1038/sj.jea.7500229

Walnum, H.T., Lindberg, K.B., Sartori, I., 2019. Evaluating Input Influence in Grey-box models for Demand Response in Buildings. Presented at the Building Simulation 2019, Rome, Italy, pp. 4729–4736. https://doi.org/10.26868/25222708.2019.211410

Wan, E.A., Van Der Merwe, R., 2000. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation, in: Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No.00EX373). Presented at the Symposium on Adaptive Systems for Signal Processing Communications and Control, IEEE, Lake Louise, Alta., Canada, pp. 153–158. https://doi.org/10.1109/ASSPCC.2000.882463

Wolf, S., Calì, D., Krogstie, J., Madsen, H., 2019. Carbon dioxide-based occupancy estimation using stochastic differential equations. Applied Energy 236, 32–41. https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.11.078

Wurtz, E., Nataf, J.-M., Winkelmann, F., 1999. Two- and three-dimensional natural and mixed convection simulation using modular zonal models in buildings. International Journal of Heat and Mass Transfer 42, 923–940. https://doi.org/10.1016/S0017-9310(98)00221-X

Xie, X., Luo, Z., Grimmond, S., Blunn, L., 2023a. Use of wind pressure coefficients to simulate natural ventilation and building energy for isolated and surrounded buildings. Building and Environment 230, 109951. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109951

Xie, X., Luo, Z., Grimmond, S., Sun, T., 2023b. Impact of building density on natural ventilation potential and cooling energy saving across Chinese climate zones. Building and Environment 244, 110621. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110621

Yun, G.Y., Steemers, K., 2008. Time-dependent occupant behaviour models of window control in summer. Building and Environment 43, 1471–1482. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2007.08.001

Zhai, Z. (John), Johnson, M.-H., Krarti, M., 2011. Assessment of natural and hybrid ventilation models in whole-building energy simulations. Energy and Buildings 43, 2251–2261. https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2011.06.026

Zhang, W., Wu, W., Norford, L., Li, N., Malkawi, A., 2023. Model predictive control of short-term winter natural ventilation in a smart building using machine learning algorithms. Journal of Building Engineering 73, 106602. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2023.106602

Zhong, H.-Y., Sun, Y., Shang, J., Qian, F.-P., Zhao, F.-Y., Kikumoto, H., Jimenez-Bescos, C., Liu, X., 2022. Single-sided natural ventilation in buildings: a critical literature review. Building and Environment 212, 108797. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.108797

Zhuang, H., Zou, Z., Wang, L., Zhao, Z., Ge, X., Cai, J., Liu, W., 2023. Investigation of Air Change Rate in a Single Room Using Multiple Carbon Dioxide Breathing Models in China: Verification by Field Measurement. Buildings 13. https://doi.org/10.3390/buildings13020459

Annexes

A. Corrélations des mesures de vitesses de vent mesurées aux mâts météos

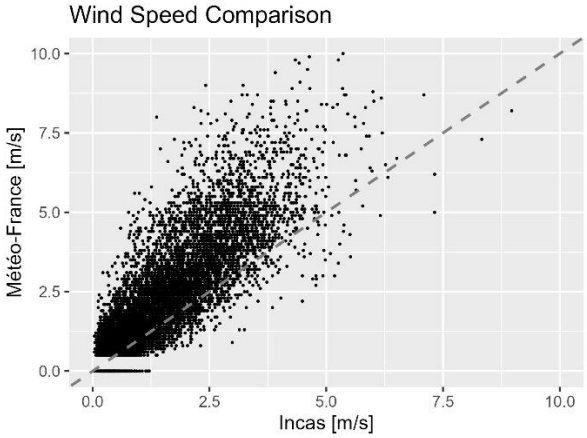


Figure Annexe A.1 : Corrélations entre les vitesses de vent enregistrées aux stations météo zone INCAS et Météo-France.

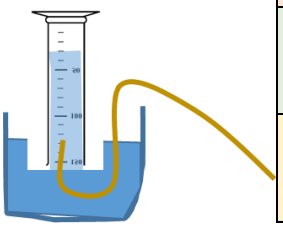
B. Correction des valeurs d'injection de CO_2

Incertitudes

Les données techniques du matériel d'injection spécifient des incertitudes sur le débit de ± 0,14 l/h ± 0,7 % de la valeur. Pour une valeur de 50l/h, cela représente une incertitude cumulée de 0,38 l/h.

Test de bullage

Cependant, pendant la phase de montage de l'expérimentation, des tests de bullage à chaque injecteur et pour différentes valeurs ont montré des écarts relatifs allant jusqu'à 30 % entre la valeur mesurée et la valeur donnée en consigne. Cet écart est très supérieur à l'incertitude spécifié dans la documentation. Sans avoir pu le démontrer, nous supposons que ces écarts peuvent provenir de l'usure du matériel depuis son étalonnage, ou d'écarts en conditions de pression et températures d'alimentation en gaz. Sur la base de ces tests, une loi de correction a été appliquée.



	Intensité [mA]	**Débit théorique [l/h]**	**Débit mesuré [l/h]**	*Ecart relatif Mesuré/Théo*
	4	***0***		
	20	***70***		
Mat Est	15.39	**49.8**	**44.9**	*-10%*
	15.39	**49.8**	**45.0**	*-10%*
	8.12	**18.0**	**14.6**	*-19%*
	8.12	**18.0**	**14.7**	*-18%*
Mat Ouest	15.39	**49.8**	**39.0**	*-22%*
	15.39	**49.8**	**38.9**	*-22%*
	8.12	**18.0**	**12.6**	*-30%*
	8.12	**18.0**	**12.8**	*-29%*
Mat Nord	15.39	**49.8**	**39.6**	*-21%*
	15.39	**49.8**	**39.9**	*-20%*
	8.12	**18.0**	**12.8**	*-29%*
	8.12	**18.0**	**13.0**	*-28%*

Figure Annexe B.1 : Schéma d'un test de bullage et résultat du test de bullage en amont des expérimentations.

C. Détail de la position de l'instrumentation

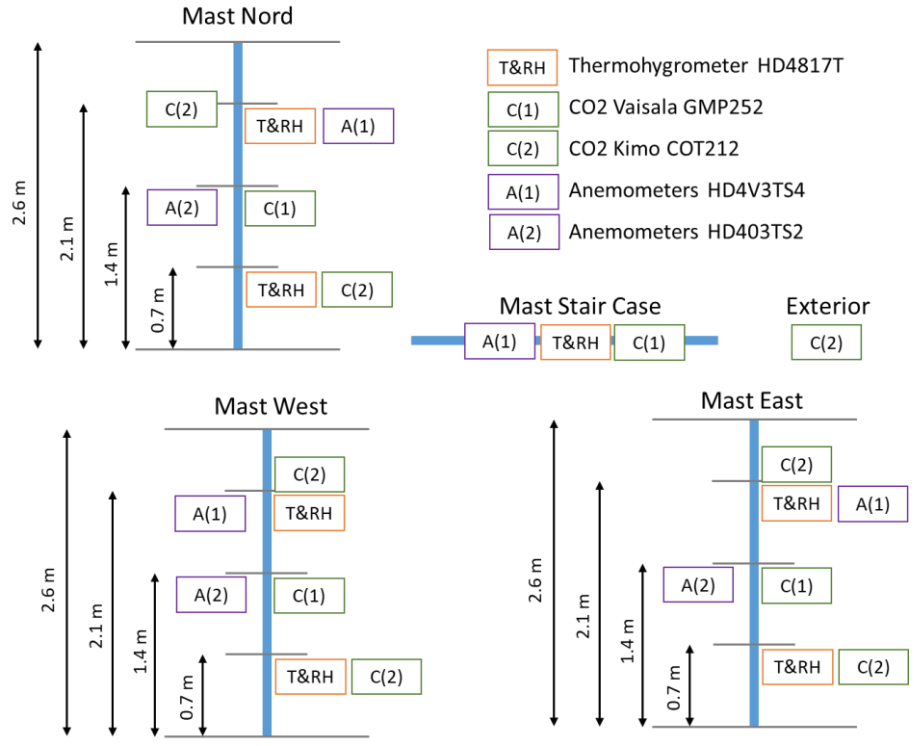


Figure Annexe C.1 : Détail de l'instrumentation des quatre mâts de mesure.

D. Statistiques des mesures de la campagne expérimentale

T_a	Min. : 9.72	1st Qu.:18.33	Median :22.40	Mean :22.85	3rd Qu.:26.98	Max. :40.00	NA's :3034
RH_a	Min. :22.23	1st Qu.:47.55	Median :63.20	Mean :63.78	3rd Qu.:80.40	Max. :98.50	NA's :3034
P_a	Min. :97657	1st Qu.:98629	Median :98866	Mean :98848	3rd Qu.:99071	Max. :99760	NA's :3034
S_GH	Min. : 0.0	1st Qu.: 0.0	Median : 56.1	Mean : 259.5	3rd Qu.: 509.7	Max. :1367.5	NA's :3034
S_DH	Min. : 0.00	1st Qu.: 0.00	Median : 49.29	Mean : 90.40	3rd Qu.:145.06	Max. :976.73	NA's :3034
S_BN	Min. : 0.00	1st Qu.: 0.00	Median : 0.39	Mean :243.45	3rd Qu.:603.25	Max. :963.76	NA's :3034
S_Al	Min. :-36.41	1st Qu.:-12.67	Median : 13.47	Mean : 15.98	3rd Qu.: 44.15	Max. : 67.80	NA's :3034
S_Az	Min. :-179.9392	1st Qu.:-103.5764	Median : 0.4590	Mean : 0.1062	3rd Qu.: 103.6117	Max. : 179.9358	NA's :3034
WD	Min. : 0.0	1st Qu.: 81.8	Median :180.0	Mean :181.6	3rd Qu.:284.2	Max. :360.0	NA
WS	Min. : 0.000	1st Qu.: 0.740	Median : 1.367	Mean : 1.677	3rd Qu.: 2.340	Max. :12.150	NA
N_K	Min. :0.0000	1st Qu.:0.0000	Median :0.0000	Mean :0.1822	3rd Qu.:0.0000	Max. :2.0000	NA
N_LR	Min. :0.0000	1st Qu.:0.0000	Median :0.0000	Mean :0.3882	3rd Qu.:1.0000	Max. :2.0000	NA
Met_Mean_P	Min. :18	1st Qu.:18	Median :18	Mean :18	3rd Qu.:18	Max. :18	NA
Injec_1	Min. : 0.000	1st Qu.: 0.000	Median : 0.000	Mean : 5.371	3rd Qu.:18.000	Max. :18.000	NA
Injec_2	Min. : 0.000	1st Qu.: 0.000	Median : 0.000	Mean : 1.619	3rd Qu.: 0.000	Max. :18.000	NA
Injec_3	Min. : 0.000	1st Qu.: 0.000	Median : 0.000	Mean : 3.281	3rd Qu.: 0.000	Max. :36.100	NA
Win_N	Mode :logical	FALSE:120038	TRUE :25387	NA	NA	NA	NA
Win_S	Mode :logical	FALSE:102573	TRUE :42852	NA	NA	NA	NA
Win_W	Mode :logical	FALSE:120823	TRUE :24602	NA	NA	NA	NA
Win_E	Mode :logical	FALSE:120823	TRUE :24602	NA	NA	NA	NA
Door_K	Mode:logical	TRUE:145425	NA	NA	NA	NA	NA
Door_LR	Mode :logical	FALSE:145425	NA	NA	NA	NA	NA
Win_Conf	Closed :77971	Cross_EW:24602	Cross_NS:25387	Single_S:17465	NA	NA	NA
isOpen	Mode :logical	FALSE:77971	TRUE :67454	NA	NA	NA	NA
Q_MV_in	Min. :21.2	1st Qu.:21.2	Median :21.2	Mean :21.2	3rd Qu.:21.2	Max. :21.2	NA
V_LR	Min. :66.4	1st Qu.:66.4	Median :66.4	Mean :66.4	3rd Qu.:66.4	Max. :66.4	NA
V_K	Min. :18.6	1st Qu.:18.6	Median :18.6	Mean :18.6	3rd Qu.:18.6	Max. :18.6	NA
T_SC	Min. :23.65	1st Qu.:27.24	Median :28.28	Mean :28.43	3rd Qu.:29.77	Max. :33.52	NA's :92
RH_SC	Min. :34.37	1st Qu.:41.54	Median :44.67	Mean :44.25	3rd Qu.:46.81	Max. :54.25	NA's :92
AS_SC	Min. :-0.00190	1st Qu.: 0.00029	Median : 0.00105	Mean : 0.00256	3rd Qu.: 0.00321	Max. : 0.09842	NA's :92
CO2_SC	Min. :461.3	1st Qu.:523.5	Median :582.9	Mean :597.3	3rd Qu.:658.4	Max. :872.5	NA's :92
CO2_Ext	Min. :408.6	1st Qu.:477.2	Median :492.9	Mean :498.4	3rd Qu.:515.1	Max. :663.7	NA's :92
RH_E_210	Min. :28.63	1st Qu.:44.48	Median :47.78	Mean :47.81	3rd Qu.:51.53	Max. :63.99	NA's :92
T_E_210	Min. :20.15	1st Qu.:25.23	Median :26.85	Mean :26.92	3rd Qu.:28.56	Max. :34.33	NA's :92
RH_E_70	Min. :29.15	1st Qu.:46.43	Median :50.01	Mean :50.03	3rd Qu.:53.90	Max. :66.09	NA's :92
T_E_70	Min. :19.36	1st Qu.:24.46	Median :26.16	Mean :26.23	3rd Qu.:27.94	Max. :33.80	NA's :92
AS_E_210	Min. :-0.00212	1st Qu.: 0.00328	Median : 0.00615	Mean : 0.01082	3rd Qu.: 0.01095	Max. : 0.89240	NA's :92
AS_E_140	Min. :-0.00588	1st Qu.:-0.00226	Median :-0.00095	Mean : 0.00372	3rd Qu.: 0.00488	Max. : 0.49750	NA's :92
CO2_E_140	Min. : 446.2	1st Qu.: 521.2	Median : 579.7	Mean : 668.4	3rd Qu.: 743.4	Max. :1597.0	NA's :92
CO2_E_70	Min. : 438.5	1st Qu.: 524.7	Median : 584.2	Mean : 680.7	3rd Qu.: 760.8	Max. :2268.0	NA's :92
CO2_E_210	Min. : 444.5	1st Qu.: 525.4	Median : 588.1	Mean : 667.7	3rd Qu.: 742.6	Max. :1427.0	NA's :92
AS_IndoorLR_150	Min. :-0.04434	1st Qu.:-0.01097	Median : 0.03967	Mean : 0.03935	3rd Qu.: 0.08184	Max. : 0.66980	NA's :92
AD_IndoorLR_150	Min. : 0.00	1st Qu.: 45.89	Median : 62.82	Mean :141.49	3rd Qu.:272.00	Max. :359.99	NA's :92
T_W_210	Min. :20.52	1st Qu.:25.17	Median :26.80	Mean :26.88	3rd Qu.:28.54	Max. :34.52	NA's :92
RH_W_210	Min. :27.58	1st Qu.:44.18	Median :47.60	Mean :47.64	3rd Qu.:51.41	Max. :63.87	NA's :92
AS_W_210	Min. :-0.00055	1st Qu.: 0.00211	Median : 0.00629	Mean : 0.01444	3rd Qu.: 0.01525	Max. : 0.68710	NA's :92
T_W_70	Min. :19.58	1st Qu.:24.57	Median :26.29	Mean :26.37	3rd Qu.:28.14	Max. :34.89	NA's :92
RH_W_70	Min. :29.45	1st Qu.:46.53	Median :50.14	Mean :50.14	3rd Qu.:53.99	Max. :66.43	NA's :92
CO2_W_70	Min. : 418.7	1st Qu.: 512.8	Median : 574.8	Mean : 678.1	3rd Qu.: 762.7	Max. :2393.0	NA's :92
CO2_W_140	Min. : 446.5	1st Qu.: 522.4	Median : 582.0	Mean : 671.7	3rd Qu.: 747.0	Max. :1515.0	NA's :92
CO2_W_210	Min. : 428.6	1st Qu.: 520.4	Median : 583.8	Mean : 668.0	3rd Qu.: 741.0	Max. :1474.0	NA's :92
AS_W_140	Min. :-0.00618	1st Qu.:-0.00048	Median : 0.01420	Mean : 0.02312	3rd Qu.: 0.03705	Max. : 0.50940	NA's :92
T_N_70	Min. :18.17	1st Qu.:24.47	Median :26.16	Mean :26.20	3rd Qu.:27.88	Max. :33.25	NA's :92
RH_N_70	Min. :29.21	1st Qu.:47.02	Median :50.63	Mean :50.49	3rd Qu.:54.41	Max. :66.69	NA's :92
AS_N_210	Min. :-0.20580	1st Qu.: 0.01164	Median : 0.01406	Mean : 0.02727	3rd Qu.: 0.02280	Max. : 1.02000	NA's :92
CO2_N_140	Min. : 320.8	1st Qu.: 524.3	Median : 589.3	Mean : 675.0	3rd Qu.: 764.0	Max. :1494.0	NA's :92
CO2_N_210	Min. : 413.5	1st Qu.: 516.2	Median : 579.4	Mean : 650.1	3rd Qu.: 728.7	Max. :1404.0	NA's :92
T_N_210	Min. :17.19	1st Qu.:25.32	Median :26.92	Mean :26.95	3rd Qu.:28.57	Max. :33.85	NA's :92
RH_N_210	Min. :29.52	1st Qu.:44.86	Median :48.00	Mean :47.89	3rd Qu.:51.45	Max. :63.69	NA's :92
AS_N_140	Min. :-0.00699	1st Qu.:-0.00398	Median :-0.00322	Mean :-0.00032	3rd Qu.:-0.00136	Max. : 0.39640	NA's :92
CO2_N_70	Min. : 355.5	1st Qu.: 529.0	Median : 603.4	Mean : 676.1	3rd Qu.: 782.0	Max. :1785.0	NA's :92
AS_DoorK_150	Min. :-0.04644	1st Qu.:-0.00137	Median : 0.04813	Mean : 0.04107	3rd Qu.: 0.06521	Max. : 0.64520	NA's :92
AD_DoorK_150	Min. : 0.0	1st Qu.:188.2	Median :288.0	Mean :261.7	3rd Qu.:320.1	Max. :359.3	NA's :92
AS_AD_Ext_Position	E:17855	S:48285	N:42045	W:37240	NA	NA	NA
AS_Ext_N_150	Min. :-0.07	1st Qu.: 0.20	Median : 0.49	Mean : 0.76	3rd Qu.: 1.11	Max. : 8.53	NA's :103380
AD_Ext_N_150	Min. : -2.85	1st Qu.: 55.13	Median : 75.60	Mean :131.43	3rd Qu.:241.70	Max. :363.00	NA's :103380
AS_Ext_E_150	Min. :-0.05	1st Qu.: 0.13	Median : 0.37	Mean : 0.67	3rd Qu.: 1.06	Max. : 5.45	NA's :127570
AD_Ext_E_150	Min. : -1.64	1st Qu.:142.60	Median :199.10	Mean :220.85	3rd Qu.:342.70	Max. :362.70	NA's :127570
AS_Ext_S_150	Min. :-0.05	1st Qu.: 0.24	Median : 0.47	Mean : 0.61	3rd Qu.: 0.79	Max. :10.00	NA's :97140
AD_Ext_S_150	Min. : -1.39	1st Qu.: 83.93	Median :141.30	Mean :153.08	3rd Qu.:225.30	Max. :359.90	NA's :97140
AS_Ext_W_150	Min. :-0.06	1st Qu.: 0.20	Median : 0.43	Mean : 0.61	3rd Qu.: 0.81	Max. : 8.75	NA's :108277
AD_Ext_W_150	Min. : -1.77	1st Qu.:149.40	Median :190.60	Mean :208.92	3rd Qu.:303.90	Max. :364.40	NA's :108277

Tableau Annexe D.1 : Statistiques des mesures de la campagne expérimentale.

Remarques :

- Les données météorologiques sont manquantes pour la période [10/06/2023-12/06/2023].
- Des mesures de concentration CO_2 extérieur sont manquantes le 22/06/2023 et ont été remplacées par la valeur de base de 450 ppm.
- Des valeurs manquantes de mesures apparaissent occasionnellement comme sur la période [12/07/2023 13:22 UTC - 12/07/2023 14:53 UTC].
- Les volumes d'air effectifs du salon et de la cuisine V_LR et V_K sont calculés en retranchant respectivement 2 m^3 et 1 m^3 aux volumes géométriques pour tenir compte des équipements dans les pièces.

E. Détails sur les corrélations entre mesures de vitesses d'air météo et vitesses d'air intérieures

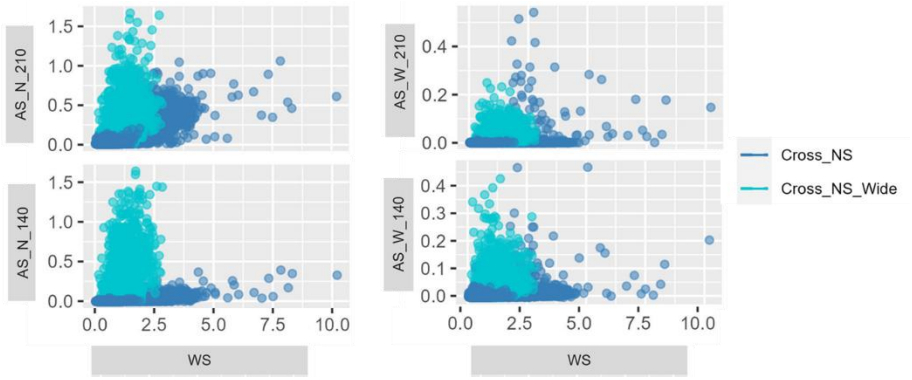
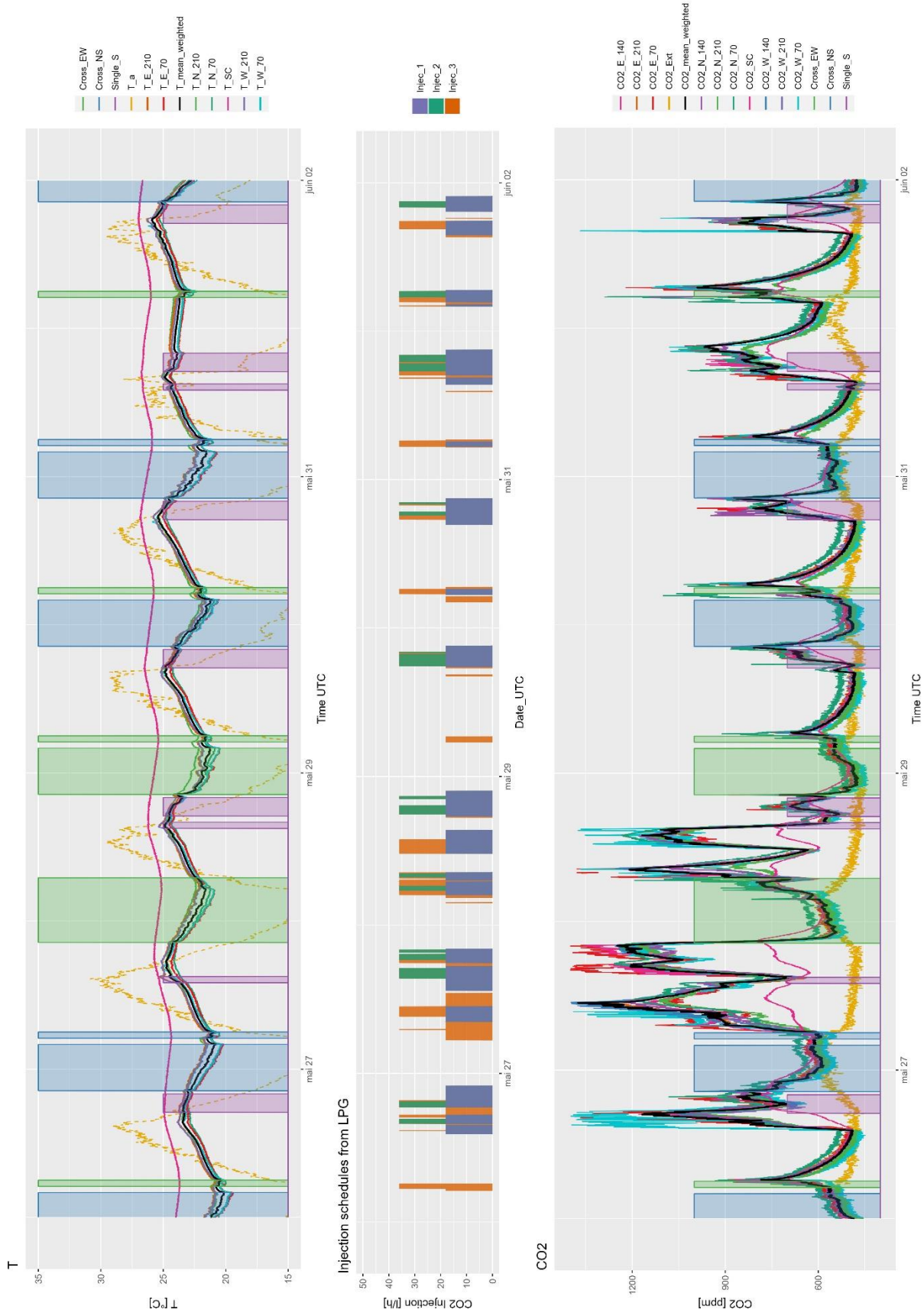
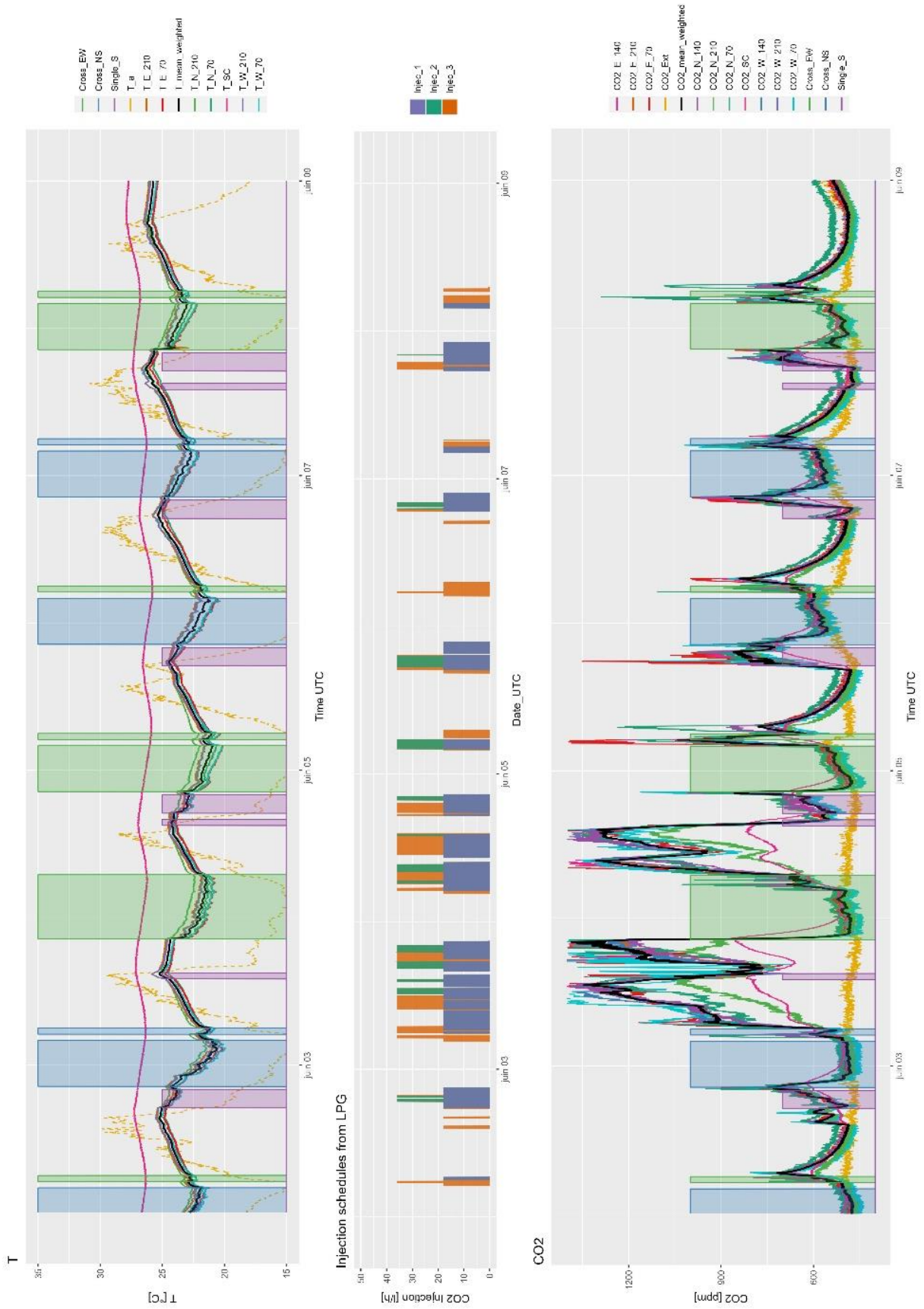


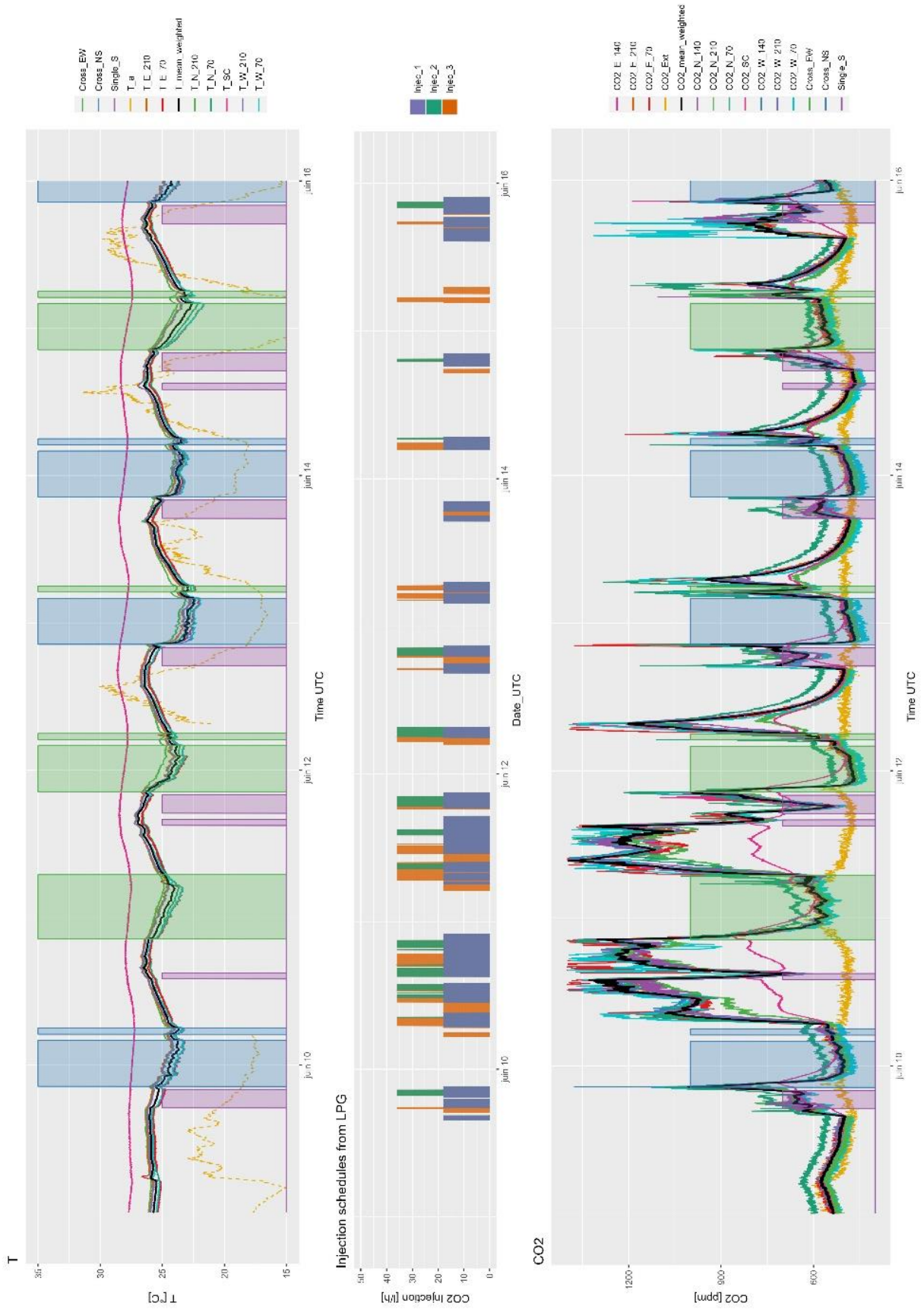
Figure Annexe E.1 : Corrélations entre vitesses d'air météo et vitesses d'air intérieures pour la configuration traversante (N/S) en oscillo-battant et en grande ouverture (Wide).

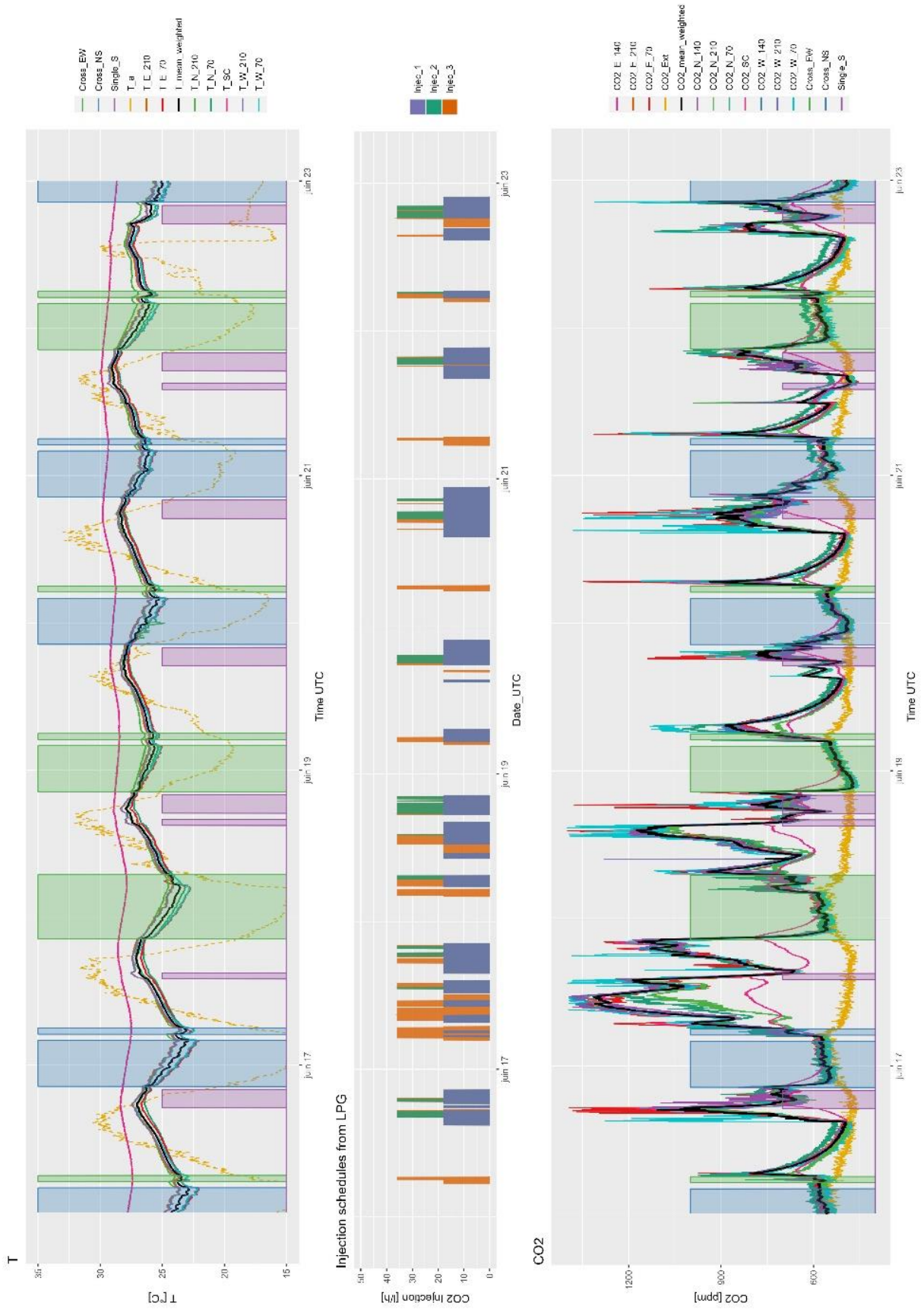
La Figure Annexe E.1 trace la corrélation entre le vent extérieur et les mesures de vitesse d'air intérieures pour les configurations (N/S) grande ouverture et la configuration de base oscillo-battant. Globalement, la grande ouverture induit des vitesses d'air supérieures à l'ouverture en oscillo-battant. On remarque également que pour les capteurs dans la cuisine (N), en configuration oscillo-battant, le capteur situé à 210 cm enregistre des vitesses plus importantes que le capteur situé à 140 cm, car il est mieux placé dans le flux d'air qui rentre par le haut de la pièce.

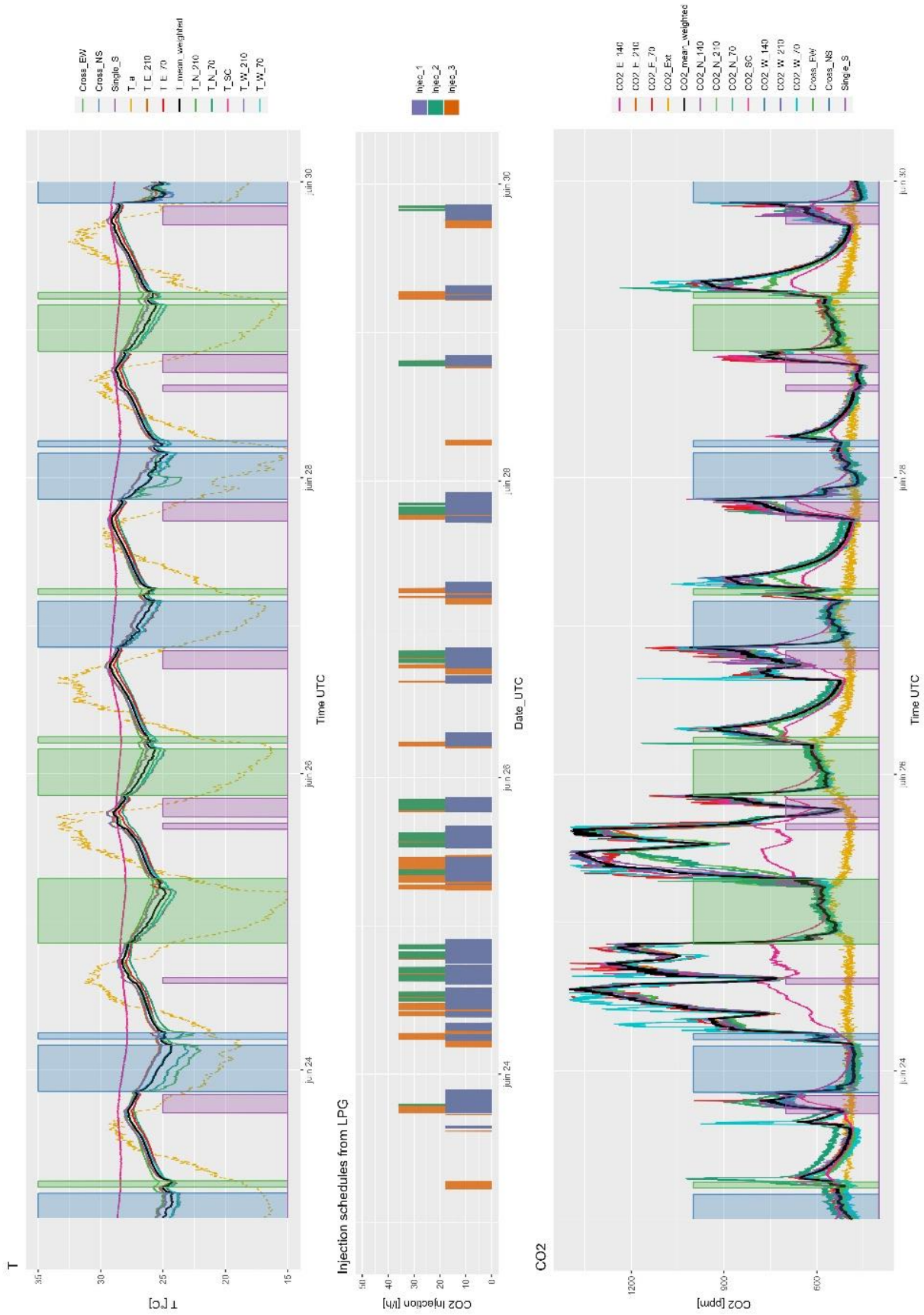
F. Détail des séries temporelles expérimentales

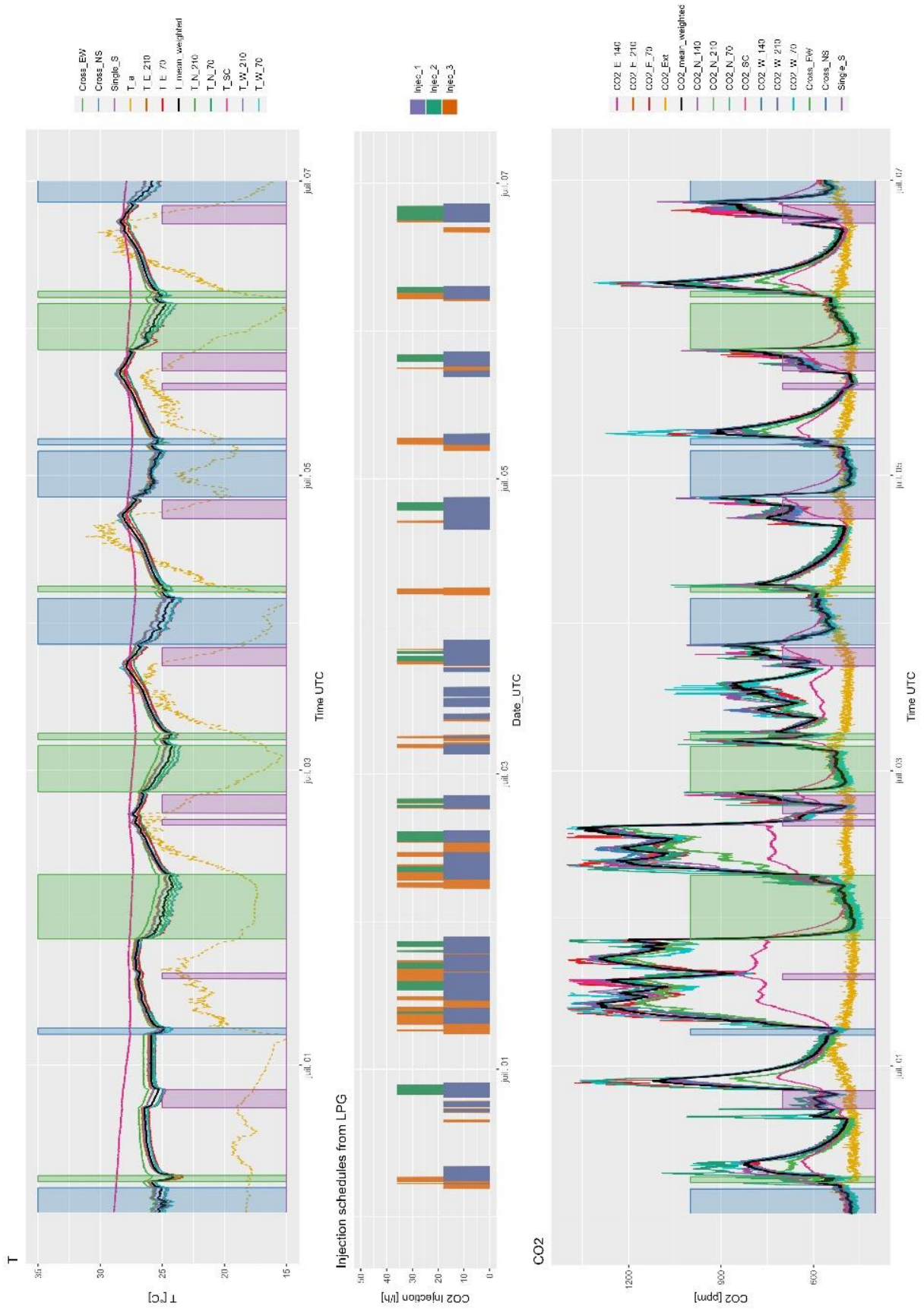


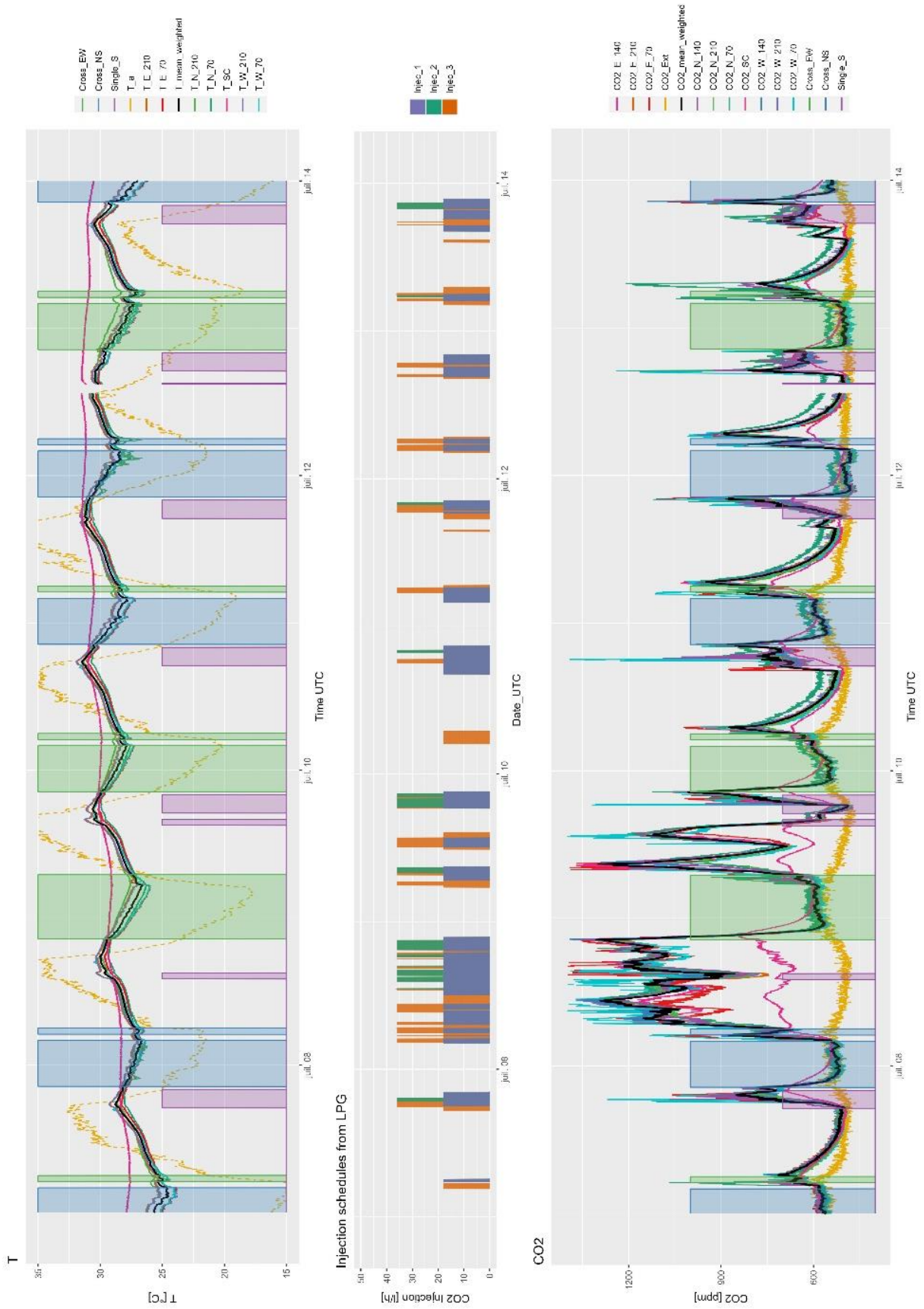

T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC

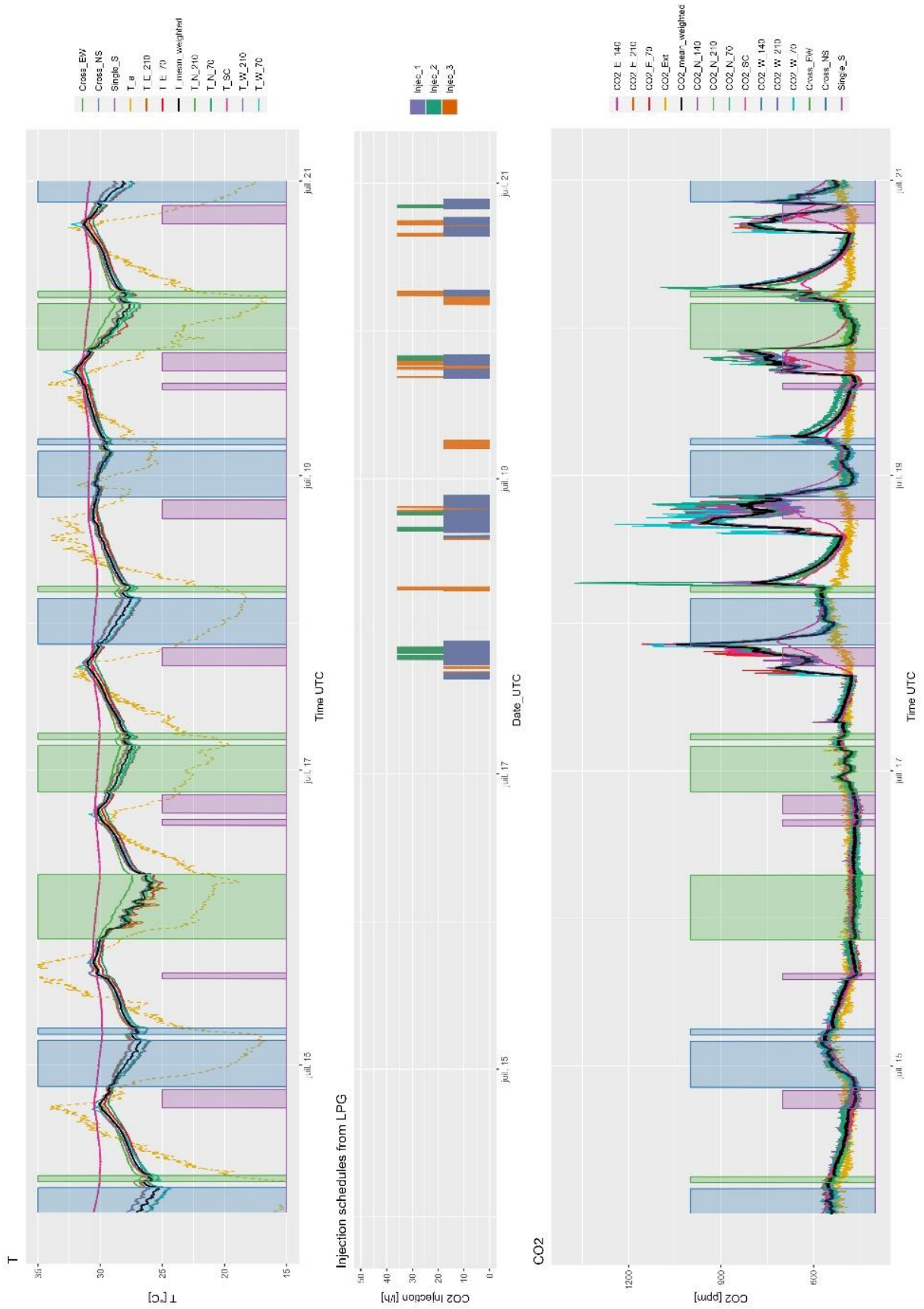

T
T [°C]
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_E
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
Injection schedules from LPG
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2
CO2 [ppm]
Time UTC
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S

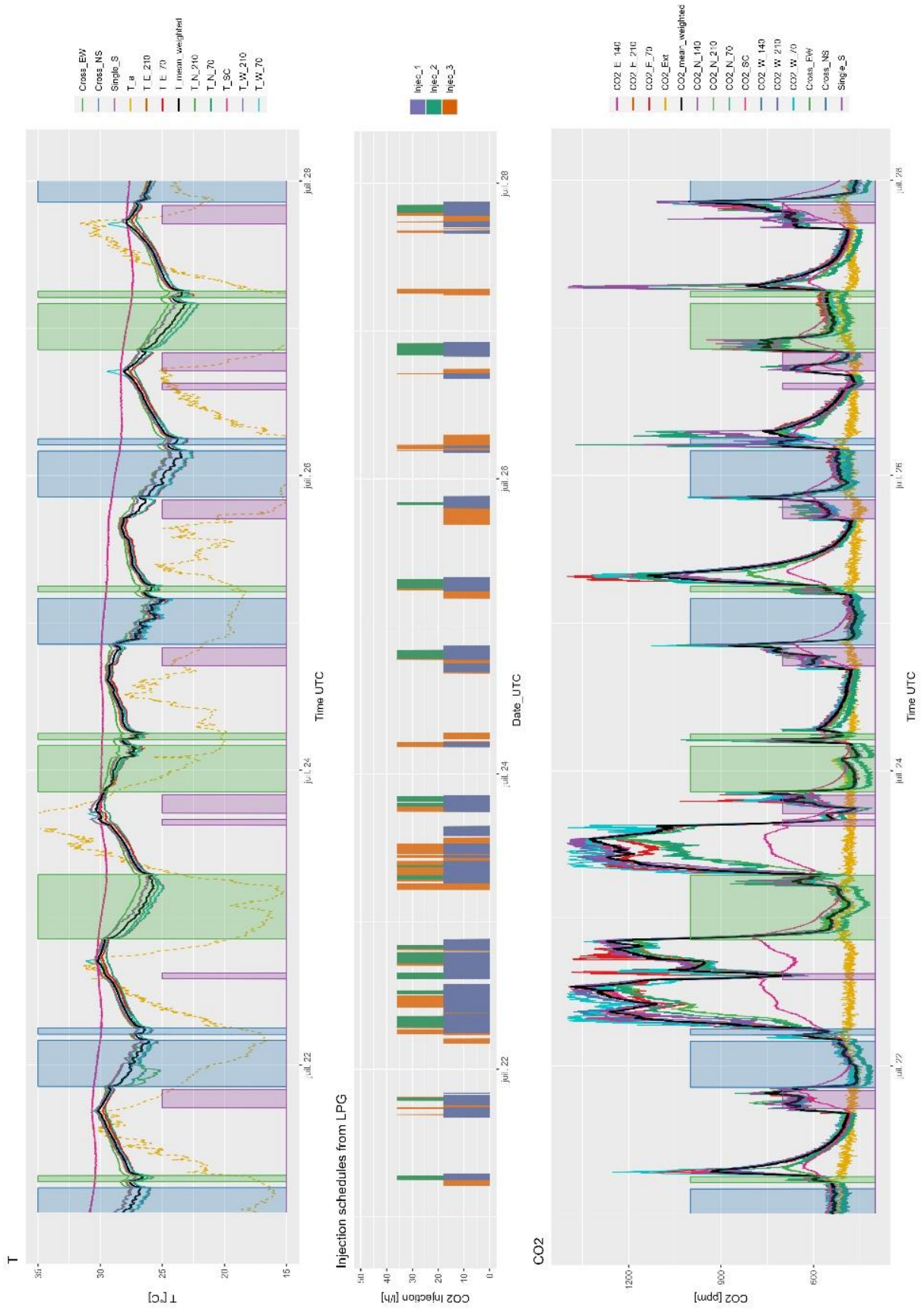

T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC

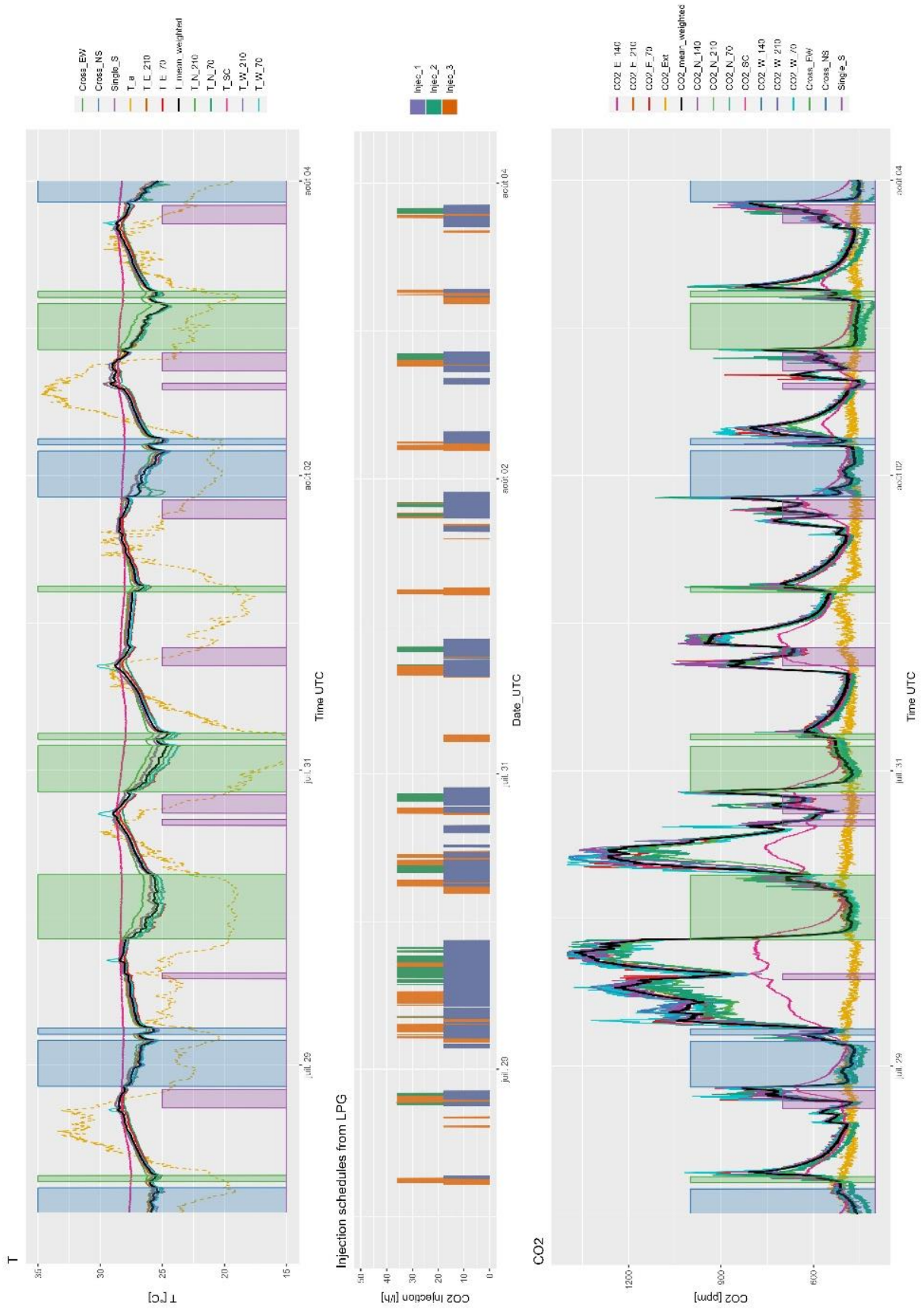

T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC

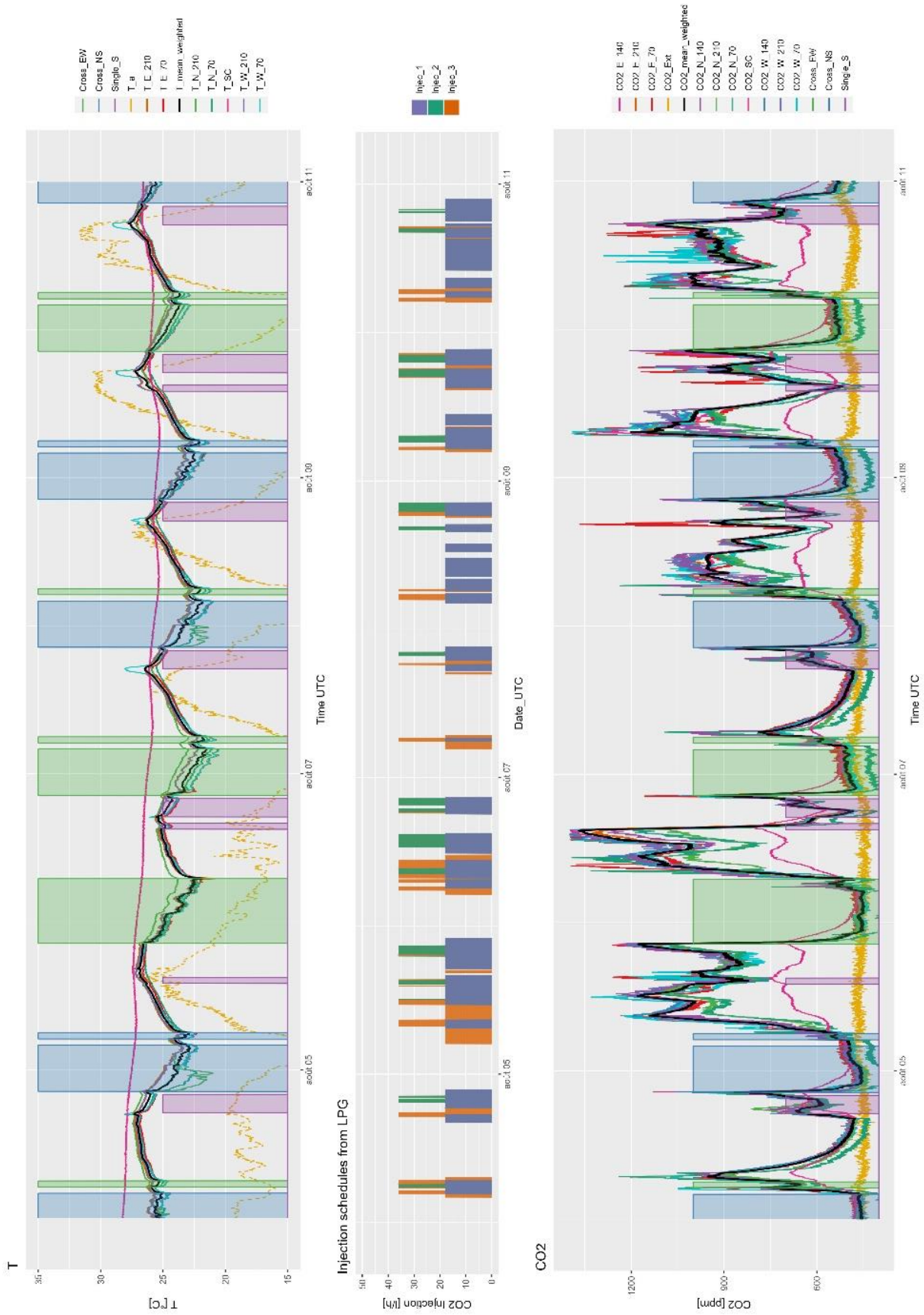

T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC

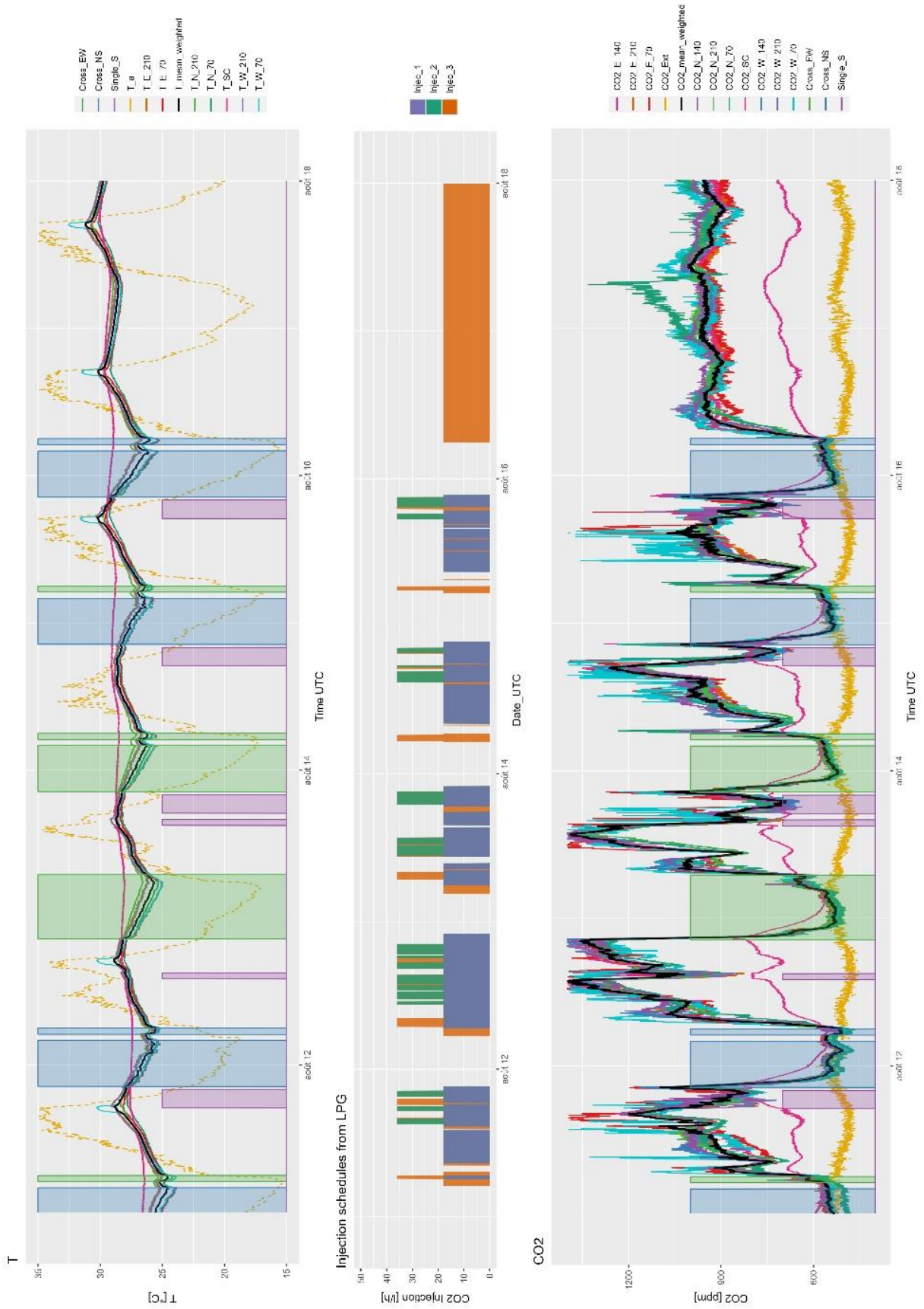

T
T [°C]
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
Injection schedules from LPG
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2
CO2 [ppm]
Time UTC
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S

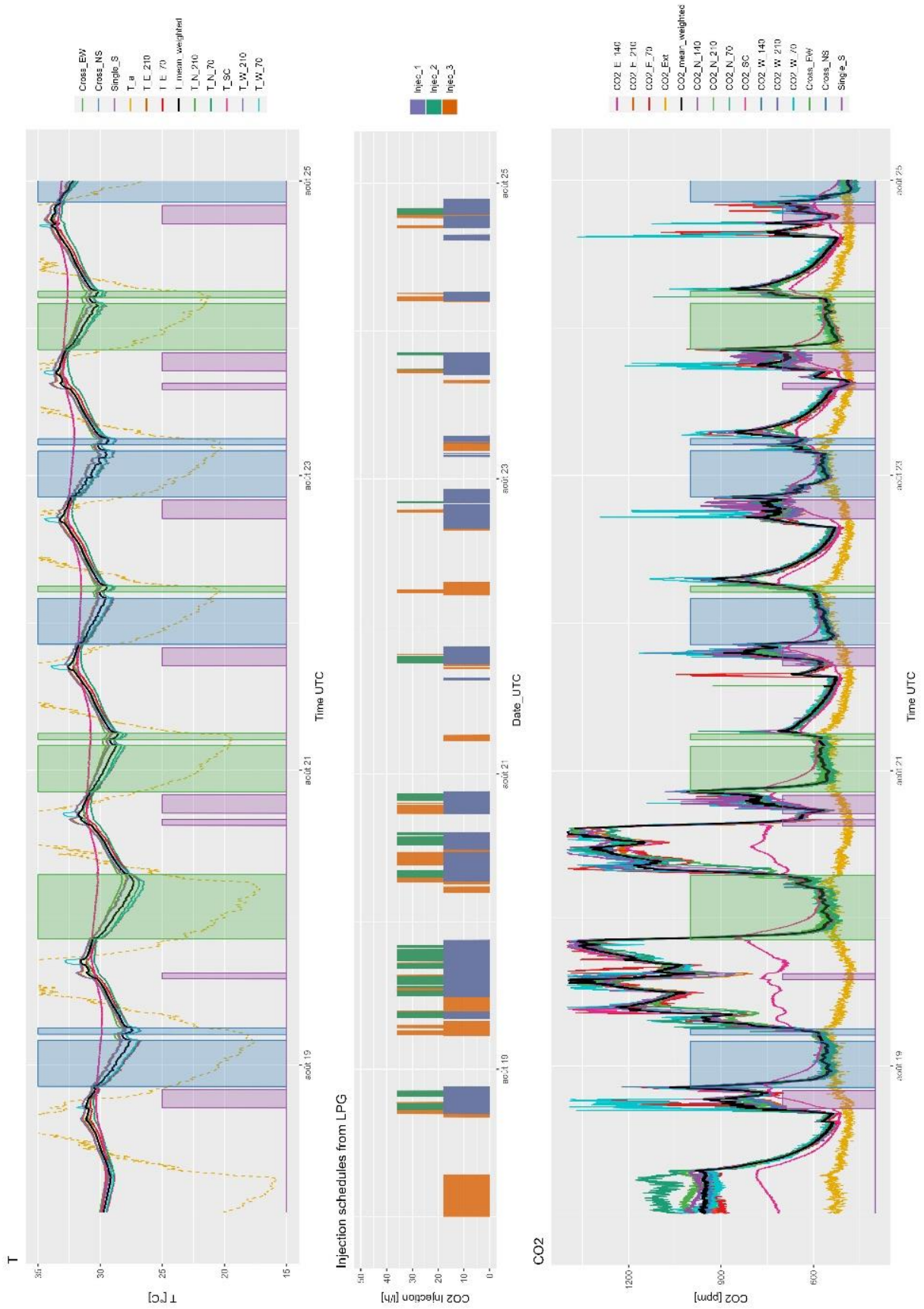

T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_ext
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC

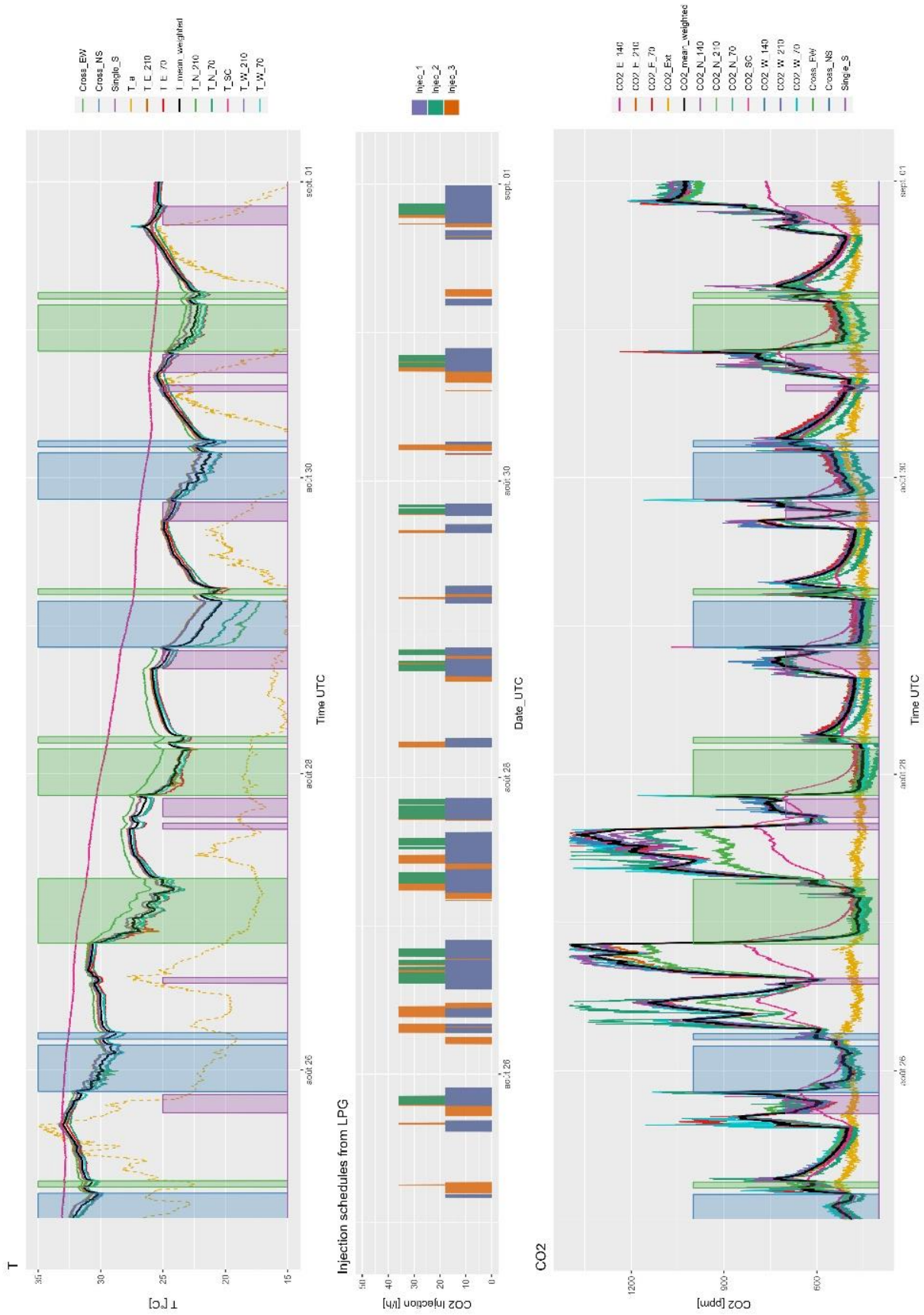

T
T [°C]
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
Injection schedules from LPG
CO2 Injection [l/h]
Date_UTC
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2
CO2 [ppm]
Time UTC
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S


T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC


T
T [°C]
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
Injection schedules from LPG
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2
CO2 [ppm]
Time UTC
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S


T
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
T [°C]
Time UTC
août 12
août 14
août 16
août 18
Injection schedules from LPG
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2 Injection [l/h]
Date_UTC
CO2
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
CO2 [ppm]
Time UTC


T
T [°C]
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
Injection schedules from LPG
CO2 Injection [l/h]
Date_UTC
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2
CO2 [ppm]
Time UTC
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S


T
T [°C]
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
Single_S
T_a
T_E_210
T_E_70
T_mean_weighted
T_N_210
T_N_70
T_SC
T_W_210
T_W_70
Injection schedules from LPG
CO2 injection [l/h]
Date_UTC
Injec_1
Injec_2
Injec_3
CO2
CO2 [ppm]
Time UTC
CO2_E_140
CO2_E_210
CO2_E_70
CO2_Ext
CO2_mean_weighted
CO2_N_140
CO2_N_210
CO2_N_70
CO2_SC
CO2_W_140
CO2_W_210
CO2_W_70
Cross_EW
Cross_NS
Single_S

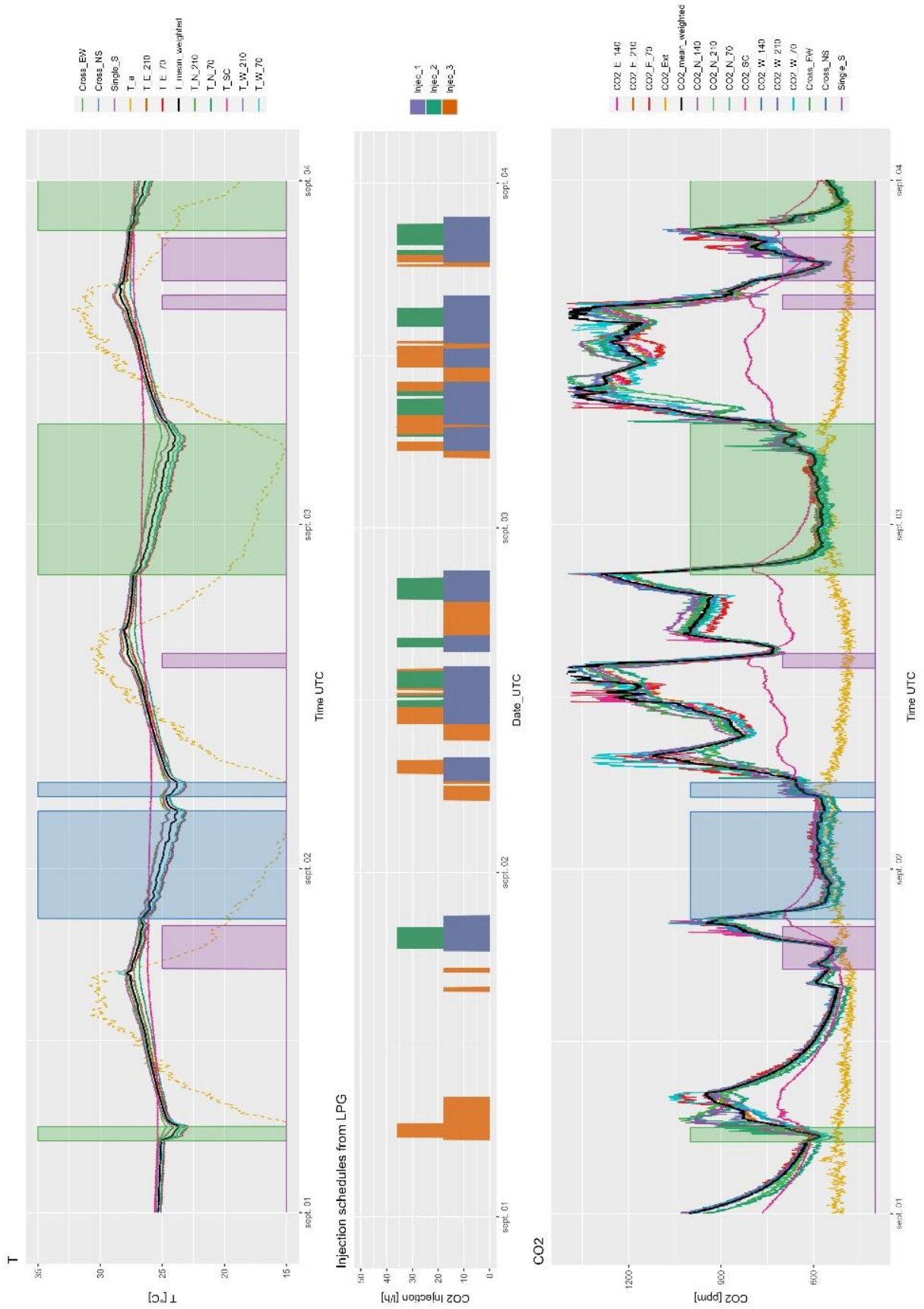


Figure Annexe F.1 : Mesures des températures, injections de CO_2, et mesure des concentrations en CO_2, en fonction des ouvertures de fenêtres. Pour les trois mois de campagne.

G. Zoom sur les écarts de CO_2 entre mât

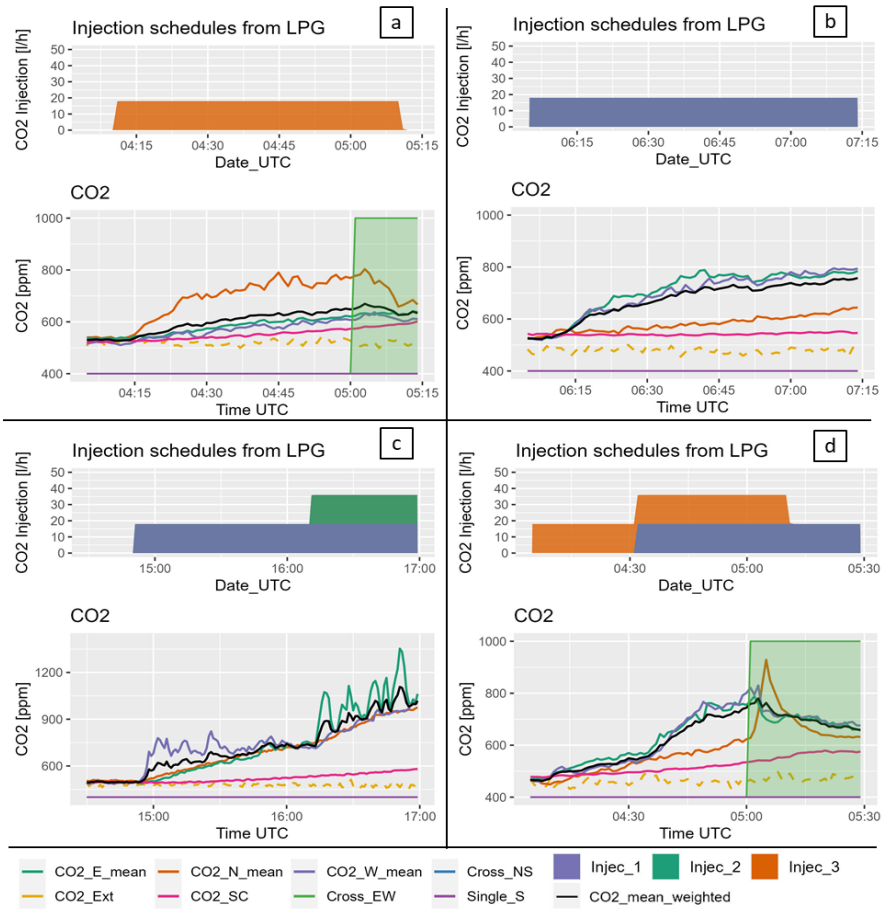


Figure Annexe G.1 : Zoom sur quatre cas différents en écart dynamique de mesure de CO_2 entre mât.

L'analyse comparative de tous les capteurs a montré que les principaux écarts en CO_2 ne sont pas en fonction de la hauteur de mesure (stratification) mais en fonction de leur localisation (mâts N, E, W). La Figure Annexe G.1 propose d'approfondir l'analyse des hétérogénéités spatiales entre mât en mettant en évidence différents types de disparités rencontrées dans les données :

- (a) montre le cas où l'injection est réalisée dans la cuisine. La mesure au mât dans la cuisine (N) est donc plus haute que dans le salon.
- (b) montre le cas inverse où l'injection est faite dans le salon : les mesures aux mâts du salon (E et W) sont donc plus hautes que dans la cuisine.
- (c) montre des écarts entre les mâts du salon (E) et (W). Ces écarts se produisent probablement lorsque la position d'injection est proche du capteur et mesure du CO_2 non diffusé dans la zone.
- (d) illustre la complexité des écoulements naturels dans des cas multizones. L'ouverture en configuration traversante « Cross_EW » entraine une décroissance du CO_2 au niveau des deux mâts du salon. De manière surprenante, la concentration en CO_2 mesurée dans la cuisine au niveau du mât nord augmente sur les premiers instants, ce qui suggère un mouvement d'air du salon vers la cuisine.

H. Détails sur la mise en donnée du modèle EnergyPlus

Localisation	Lat 45,73 deg ; Long 5,87 deg ; Altitude 240 m	
Timezone	0 = UTC (pas de changement d'heure)	
Orientation	365° (-15° par rapport au nord)	
Environnement	Country	
Albédo du sol environnant	0,4	(Goffart, 2014)
Température du sol mensuelle	4,5 ; 6,21 ; 9,3 ; 12,99 ; 16,28 ; 18,27 ; 18,43 ; 16,69 ; 13,55 ; 9,86 ; 6,58 ; 4,62	(Sakiyama et al., 2021c)

Tableau Annexe H.1 : Mise en donnée des paramètres d'environnement dans EnergyPlus.

Composant	Composition	Propriétés	Remarque
Mur extérieur	Enduit ext 6 mm Polystyrene 30 mm Bois Aggloméré 25 mm Laine de Bois 380 mm Bois aggloméré 16 mm Platre Finition 10 mm	Epaisseur : 470 mm R 9,4 m^2K/W U 0,11 W/m^2K	Modélisation du pont thermique lié à l'ossature bois dans le calcul des propriétés thermiques
Mur enterré	Béton 240 mm Polyurethane 70 mm	R = 3,1 m^2K/W U = 0,32 W/m^2K	
Cloisons intérieures	Placo 26 mm Laine de Verre 30 mm	R = 1,8 m^2K/W U = 0,55 W/m^2K	
Double vitrage	Méthode de définition simple avec données constructeur	Coefficient de gain de chaleur solaire (CGCS) = 0,55 ou 0,6 Coefficient de transmission de lumière = 0,8 U = 0,5 ou 0,66 $W/m^2/K$ Largeur du cadre = 50 mm	
Cadre de vitrage	PVC Epaisseur 100/150 mm Largeur 50 mm	R = 0,7 m^2K/W U = 1,31 W/m^2K	
Planchers haut sur combles isolées	Laine de Bois 480 mm	R = 12,8 m^2K/W U = 0,078 W/m^2K	
Planchers intermédiaires	Laine de verre 50 mm	R = 2,17 m^2K/W U = 0,46 W/m^2K	
Plancher bas sur vide sanitaire	Béton 180 mm Granulé isolant 24 mm	R = 7,6 m^2K/W U = 0,13 W/m^2K	
Volets		Transmittance 0,3 Réflectance 0,66 Epaisseur 8 mm Conductivité 0,17 W/mK	Transmittance à 0,3 au lieu de 0,02 pour modéliser une fermeture non totale
Toit	Charpente bois Tuiles	R = 0,24 m^2K/W U = 14,4 W/m^2K	

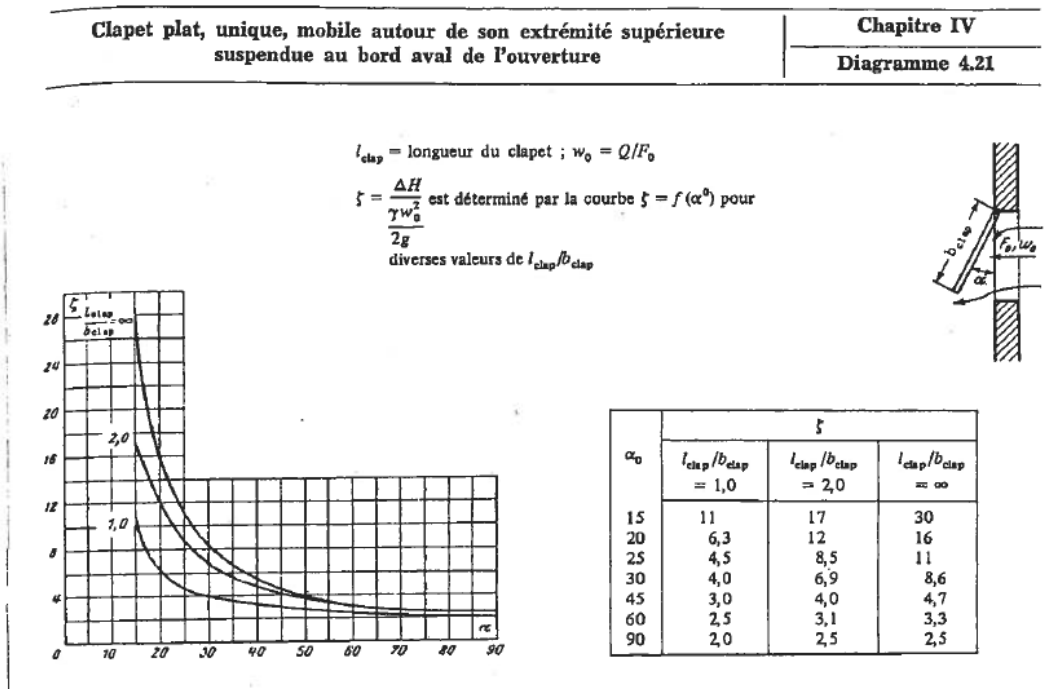
Tableau Annexe H.2 : Hypothèses sur les compostions de parois et propriétés thermiques.

Table 9 Default Psi values for the Actual building (W/mK)		
Type of junction	**Involving metal cladding**	**Not involving metal cladding**
Roof to wall	0.42	0.18
Wall to ground floor	1.73	0.24
Wall to wall (corner)	0.38	0.14
Wall to floor (not ground floor)	0.04	0.11
Lintel above window or door	1.91	0.45
Sill below window	1.91	0.08
Jamb at window or door	1.91	0.09

Tableau Annexe H.3 : valeurs par défaut des ponts thermiques linéiques repris de ("National Calculation Methodology (NCM) modelling guide," 2013).

Niveau d'étanchéité	Excellent	Bon	Moyen	Mauvais	Très Mauvais
Fenêtres					
Externe					
Coefficient de flux (kg/s.m de fissure @ 1Pa)	0.000010	0.000060	0.000140	0.001000	0.003000
Exposant de flux	0.70	0.70	0.65	0.60	0.60
Interne					
Coefficient de flux (kg/s.m de fissure @ 1Pa)	0.000200	0.000600	0.001400	0.001800	0.003000
Exposant de flux	0.70	0.70	0.65	0.60	0.60
Portes					
Externe					
Coefficient de flux (kg/s.m de fissure @ 1Pa)	0.000200	0.000600	0.001400	0.001800	0.003000
Exposant de flux	0.70	0.70	0.65	0.66	0.66
Interne					
Coefficient de flux (kg/s.m de fissure @ 1Pa)	0.020000	0.020000	0.020000	0.020000	0.020000
Exposant de flux	0.70	0.70	0.60	0.60	0.60
Aérations					
Externe					
Coefficient de flux (kg/s.m de fissure @ 1Pa)	0.001000	0.004000	0.008000	0.010000	0.040000
Exposant de flux	0.66	0.66	0.66	0.66	0.66
Interne					
Coefficient de flux (kg/s.m de fissure @ 1Pa)	0.001000	0.003000	0.007000	0.009000	0.020000
Exposant de flux	0.60	0.60	0.60	0.60	0.60
Murs					
Interne					
Coefficient de flux (kg/s.m2 @ 1Pa)	0.001000	0.002000	0.003000	0.005000	0.019000
Exposant de flux	0.75	0.75	0.75	0.75	0.75
Externe					
Coefficient de flux (kg/s.m2 @ 1Pa)	0.000010	0.000040	0.000100	0.000200	0.000400
Exposant de flux	0.70	0.70	0.70	0.70	0.70
Planchers					
Interne					
Coefficient de flux (kg/s.m2 @ 1Pa)	0.000010	0.000030	0.000900	0.002000	0.003000
Exposant de flux	0.70	0.70	0.70	0.70	0.70
Externe					
Coefficient de flux (kg/s.m2 @ 1Pa)	0.000100	0.000300	0.000700	0.001000	0.002000
Exposant de flux	0.70	1.00	1.00	1.00	1.00
Toits					
Coefficient de flux (kg/s.m2 @ 1Pa)	0.000010	0.000030	0.000100	0.000150	0.000200
Exposant de flux	0.70	0.70	0.70	0.70	0.70

Tableau Annexe H.4 : Corrélations d'étanchéités à l'air : coefficients utilisés par DesignBuilder pour chaque niveau d'étanchéité à l'air et pour chaque type d'interface.



Clapet plat, unique, mobile autour de son extrémité supérieure suspendue au bord aval de l'ouverture | **Chapitre IV** | **Diagramme 4.21**

l_{clap} = longueur du clapet ; $w_0 = Q/F_0$

$\zeta = \frac{\Delta H}{\frac{\gamma w_0^2}{2g}}$ est déterminé par la courbe $\zeta = f(\alpha^0)$ pour diverses valeurs de l_{clap}/b_{clap}

α_0	ζ		
	l_{clap}/b_{clap} = 1,0	l_{clap}/b_{clap} = 2,0	l_{clap}/b_{clap} = ∞
15	11	17	30
20	6,3	12	16
25	4,5	8,5	11
30	4,0	6,9	8,6
45	3,0	4,0	4,7
60	2,5	3,1	3,3
90	2,0	2,5	2,5

Figure Annexe H.1 : Idelcik (Idelcik Memento Des Pertes de Charges.pdf, 1979), page 141

I. Calcul des débits et taux de renouvellement d'air spécifiques en STD

A partir des débits massiques à travers les fenêtres, portes et défauts d'étanchéités, les nouvelles grandeurs spécifiques sont calculées comme suit.

Débits à travers les fenêtres et portes

Débits nets à chaque interface :

df['Qm_Win_N_net'] = df['Qm_Win_N_in'] - df['Qm_Win_N_out']
df['Qm_Win_S_net'] = df['Qm_Win_S_in'] - df['Qm_Win_S_out']
df['Qm_Win_E_net'] = df['Qm_Win_E_in'] - df['Qm_Win_E_out']
df['Qm_Win_W_net'] = df['Qm_Win_W_in'] - df['Qm_Win_W_out']
df['Qm_Door_K_net'] = df['Qm_Door_K_in'] - df['Qm_Door_K_out']
df['Qm_Door_LR_net'] = df['Qm_Door_LR_in'] - df['Qm_Door_LR_out']

Débits entrants, sortants et nets : sommes par zone :

[cuisine]
df['Qm_Win_K_in'] = somme des débits entrants dans la cuisine par les fenêtres et portes de la cuisine
df['Qm_Win_K_out'] = somme des débits sortants de la cuisine par les fenêtres et portes de la cuisine
df['Qm_Win_K_net'] = df['Qm_Win_K_in'] - df['Qm_Win_K_out']
[salon]
df['Qm_Win_LR_in'] = somme des débits entrants dans le salon par les fenêtres et portes du salon
df['Qm_Win_LR_out'] = somme des débits sortants du salon par les fenêtres et portes du salon
df['Qm_Win_LR_net'] = df['Qm_Win_LR_in'] - df['Qm_Win_LR_out']
[cuisine + salon] (on somme les deux zones et on retranche les échanges inter-zone)

df['Qm_Win_Total_in'] = df['Qm_Win_K_in'] + df['Qm_Win_LR_in'] - df['Qm_Door_K_in'] - df['Qm_Door_K_out']

df['Qm_Win_Total_out'] = df['Qm_Win_K_out'] + df['Qm_Win_LR_out'] - df['Qm_Door_K_in'] - df['Qm_Door_K_out']
df['Qm_Win_Total_net'] = df['Qm_Win_Total_in'] - df['Qm_Win_Total_out']

Débits de fuite à travers les autres interfaces

Débits entrants, sortants et nets : sommes par zone

[cuisine]
df['Qm_Leak_K_in'] = somme des débits de fuite entrants dans la cuisine
df['Qm_Leak_K_out'] = somme des débits de fuite sortants de la cuisine
df['Qm_Leak_K_net'] = df['Qm_Leak_K_in'] - df['Qm_Leak_K_out']
[salon]
df['Qm_Leak_LR_in'] = somme des débits de fuite entrants dans le salon
df['Qm_Leak_LR_out'] = somme des débits de fuite sortants du salon
df['Qm_Leak_LR_net'] = df['Qm_Leak_LR_in'] - df['Qm_Leak_LR_out']
[cuisine + salon] (on somme les deux zones et on retranche les échanges inter-zone)
df['Qm_Leak_Total_in'] = df['Qm_Leak_K_in'] + df['Qm_Leak_LR_in'] – [échanges inter-zone]
df['Qm_Leak_Total_out'] = df['Qm_Leak_K_out'] + df['Qm_Leak_LR_out'] - [échanges inter-zone]
df['Qm_Leak_Total_net'] = df['Qm_Leak_Total_in'] - df['Qm_Leak_Total_out']

Total Fenêtres/Portes + fuites

[cuisine]
df['Qm_Total_K_in'] = df['Qm_Win_K_in'] + df['Qm_Leak_K_in']
df['Qm_Total_K_out'] = df['Qm_Win_K_out'] + df['Qm_Leak_K_out']
df['Qm_Total_K_net'] = df['Qm_Total_K_in'] - df['Qm_Total_K_out']
[salon]
df['Qm_Total_LR_in'] = df['Qm_Win_LR_in'] + df['Qm_Leak_LR_in']
df['Qm_Total_LR_out'] = df['Qm_Win_LR_out'] + df['Qm_Leak_LR_out']
df['Qm_Total_LR_net'] = df['Qm_Total_LR_in'] - df['Qm_Total_LR_out']
[cuisine + salon]
df['Qm_Total_in'] = df['Qm_Leak_Total_in'] + df['Qm_Win_Total_in']
df['Qm_Total_out'] = df['Qm_Leak_Total_out'] + df['Qm_Win_Total_out']
df['Qm_Total_net'] = df['Qm_Leak_Total_net'] + df['Qm_Win_Total_net']

Conversion des débits entrants en ACR

On prend les débits entrants dans les nœuds [salon], [cuisine], ou [salon+cuisine].
Remarque : on ne considère pas uniquement l'air neuf (air exterieur) mais tous les débits entrants (exterieur + pièces adjacentes) pour ces calculs d'ACR
Hypothèses : Rho = 1,3, V_LR = 66,4, V_K = 18,6, Vtot = V_LR+V_K
[Fenêtres]
df['ACR_Win_LR'] = df['Qm_Win_LR_in'] / Rho/V_LR*3600
df['ACR_Win_K'] = df['Qm_Win_K_in'] / Rho/V_K*3600
df['ACR_Win_Total'] = df['Qm_Win_Total_in'] / Rho/Vtot*3600
[Fuites]
df['ACR_Leak_LR'] = df['Qm_Leak_LR_in'] / Rho/V_LR*3600
df['ACR_Leak_K'] = df['Qm_Leak_K_in'] / Rho/V_K*3600
df['ACR_Leak_Total'] = df['Qm_Leak_Total_in'] / Rho/Vtot*3600
[Total]
df['ACR_Total_LR'] = df['ACR_Win_LR'] + df['ACR_Leak_LR']
df['ACR_Total_K'] = df['ACR_Win_K'] + df['ACR_Leak_K']
df['ACR_Total'] = df['Qm_Total_in'] / Rho/Vtot*3600 + ACR_MV_in

Remarque : L'ACR total comprend également la valeur $ACR_MV_in = 0{,}25\ h^{-1}$ qui est imposée constante en entrée du calcul STD et qui représente le débit d'insufflation de la ventilation mécanique.

J. Etude d'impact de la mise en donnée sur les résultats STD

Modélisation des volets

L'ajout de volets a un impact significatif sur les températures : ils constituent une protection solaire essentielle en période estivale.

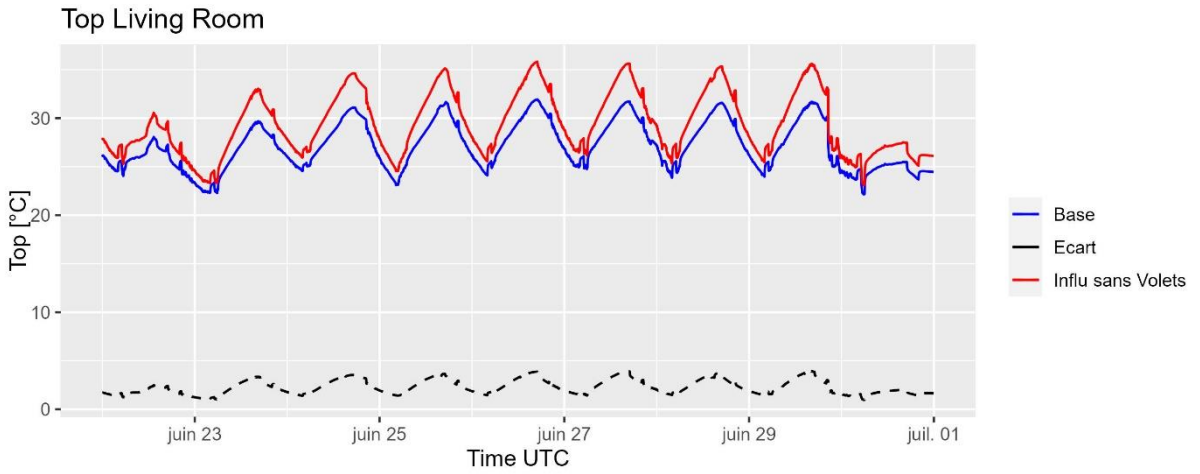


Figure Annexe J.1 : Impact de la modélisation des volets fermés sur la température. Base : avec volet. Influ : sans volets.

Facteur de gain solaire des fenêtres

Dans cette influence, nous testons l'impact de la réduction du facteur de gain solaire de toutes les fenêtres de 0,55 ou 0,6 à 0,25. Cette réduction modélise une plus grande obstruction des bordures de fenêtres (épaisseur du mur de 40 cm) aux rayonnement solaire et donc gain solaire intérieur. Cela a pour effet de baisser la température intérieure, surtout les pics hauts.

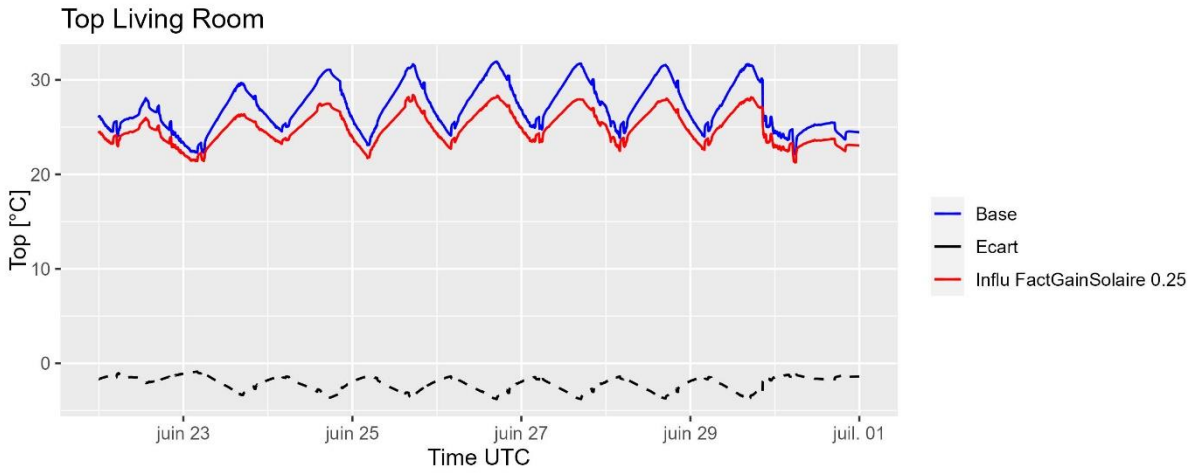


Figure Annexe J.2 : Impact de la valeur du facteur de gain solaire des fenêtres. Base : 0,55 ou 0,6. Influ : 0,25.

Température ambiante et température opérative

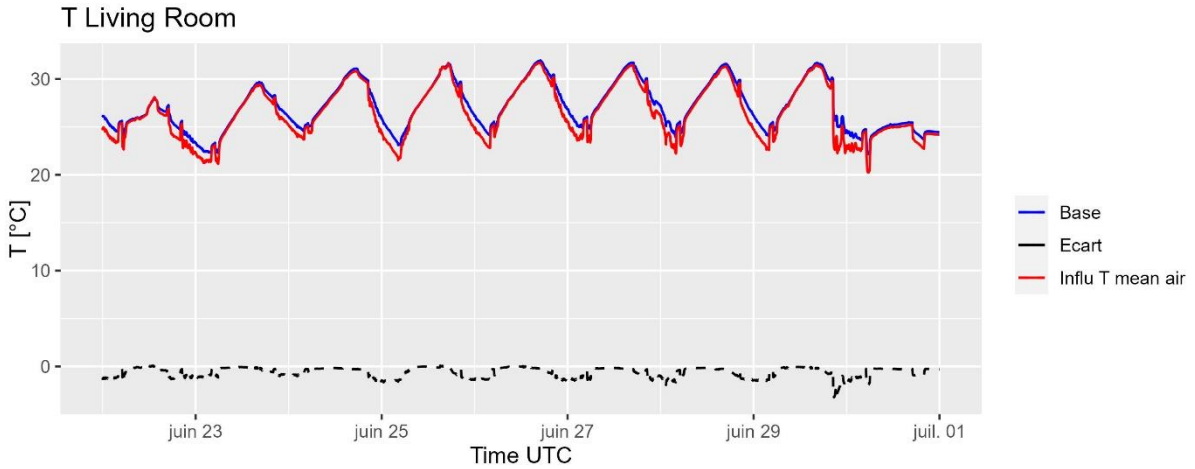


Figure Annexe J.3 : Impact du dépouillement de Top ou T ambiante sur les résultats de STD. Base : Top. Influ : T mean air.

Coefficient de pression

L'impact de l'utilisation de coefficients de pression est non négligeable sur les résultats en ACR. L'observation des écarts met en évidence la contribution du vent qui vient s'ajouter à la contribution en température. La significativité de la contribution dépendra de la vitesse et direction de vent mais aussi de la configuration d'ouvrants.

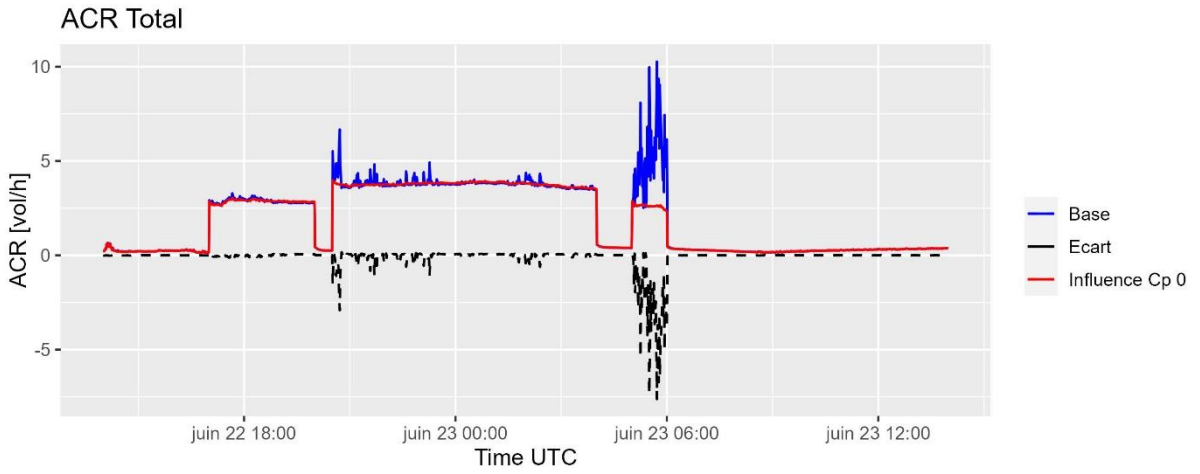


Figure Annexe J.4 : Impact de l'utilisation des Cp sur le résultat en ACR. Base : corrélation de Swami et Chandra. Influ : Cp=0.

Critères de convergences de l'AFN

L'impact de la relaxation des critères de convergence réalisée dans cette étude est négligeable sur les résultats en ACR.

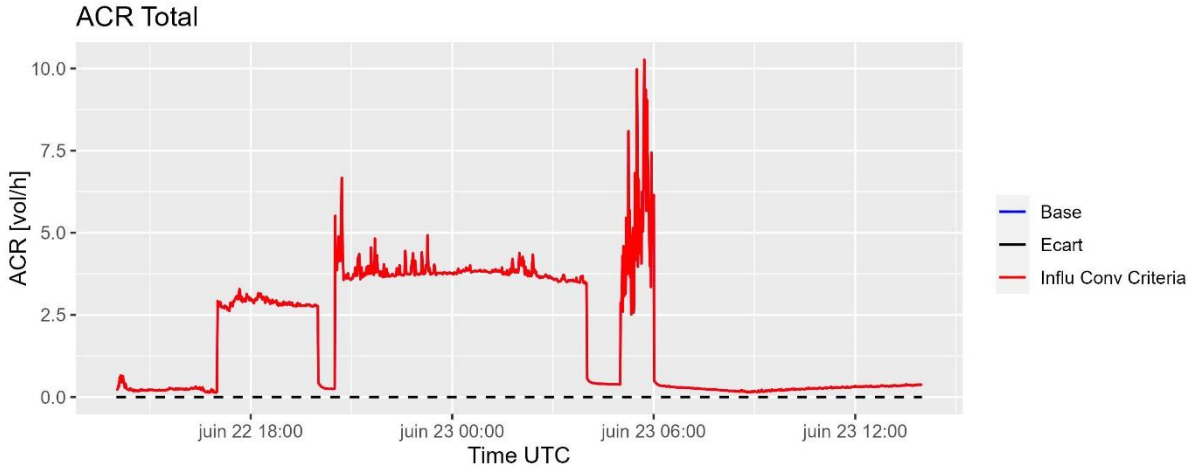


Figure Annexe J.5 : Influence des choix de critères de convergences de l'AFN sur les résultats en ACR. Base : critères modifiés. Influ : critères par défaut.

Pas de temps de l'AFN

Passer d'un pas de temps de 1 min à 5 min pour la résolution de l'AFN a un impact non négligeable sur le calcul de l'ACR lorsque les effets de vent sont importants. Cet écart en ACR a impact non négligeable sur le calcul de la concentration en CO_2.

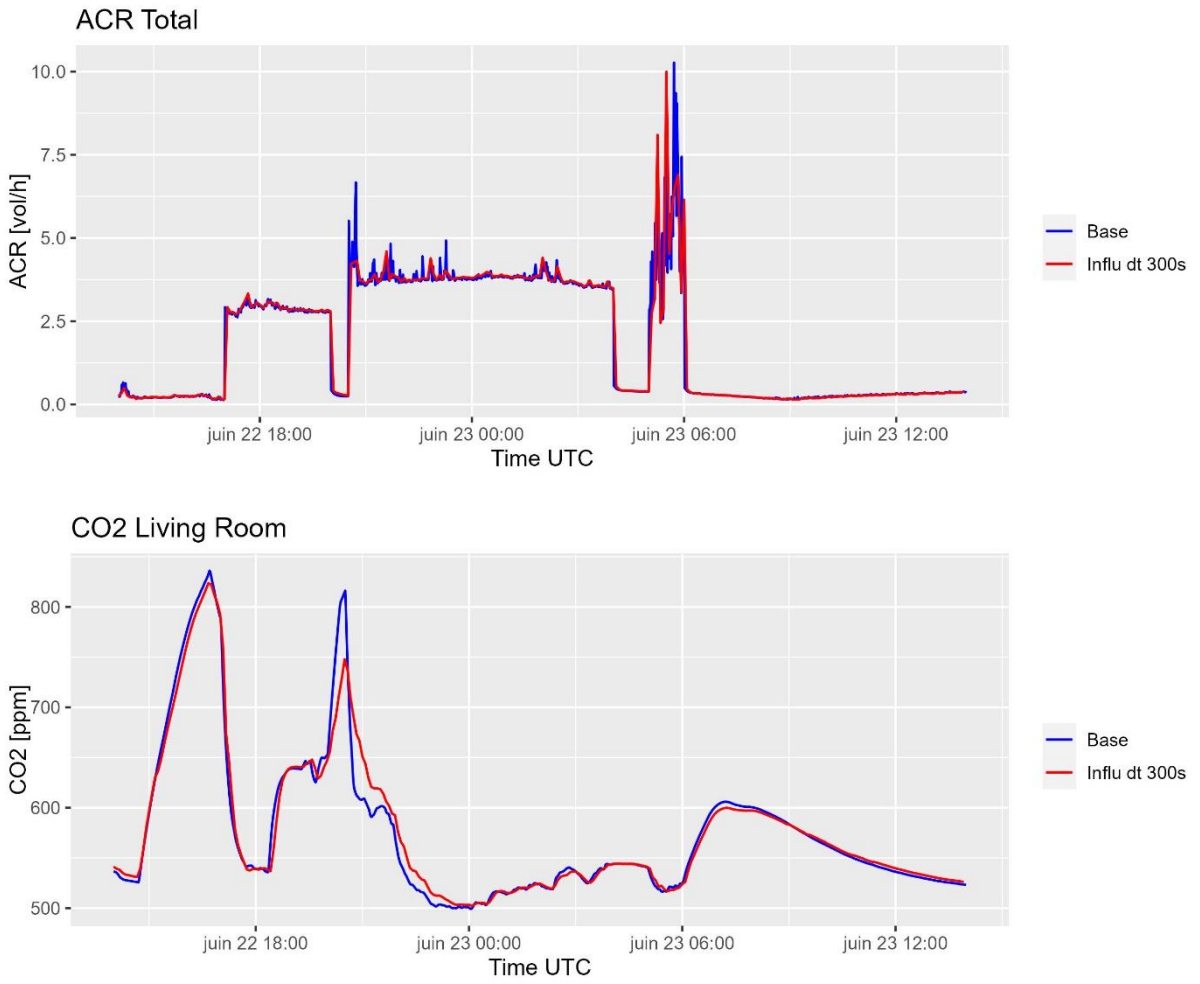


Figure Annexe J.6 : Impact du pas de temps de simulation sur les résultats de STD. Base : 60s. Influ : 300s.

K. Dépouillements complémentaires du calcul STD

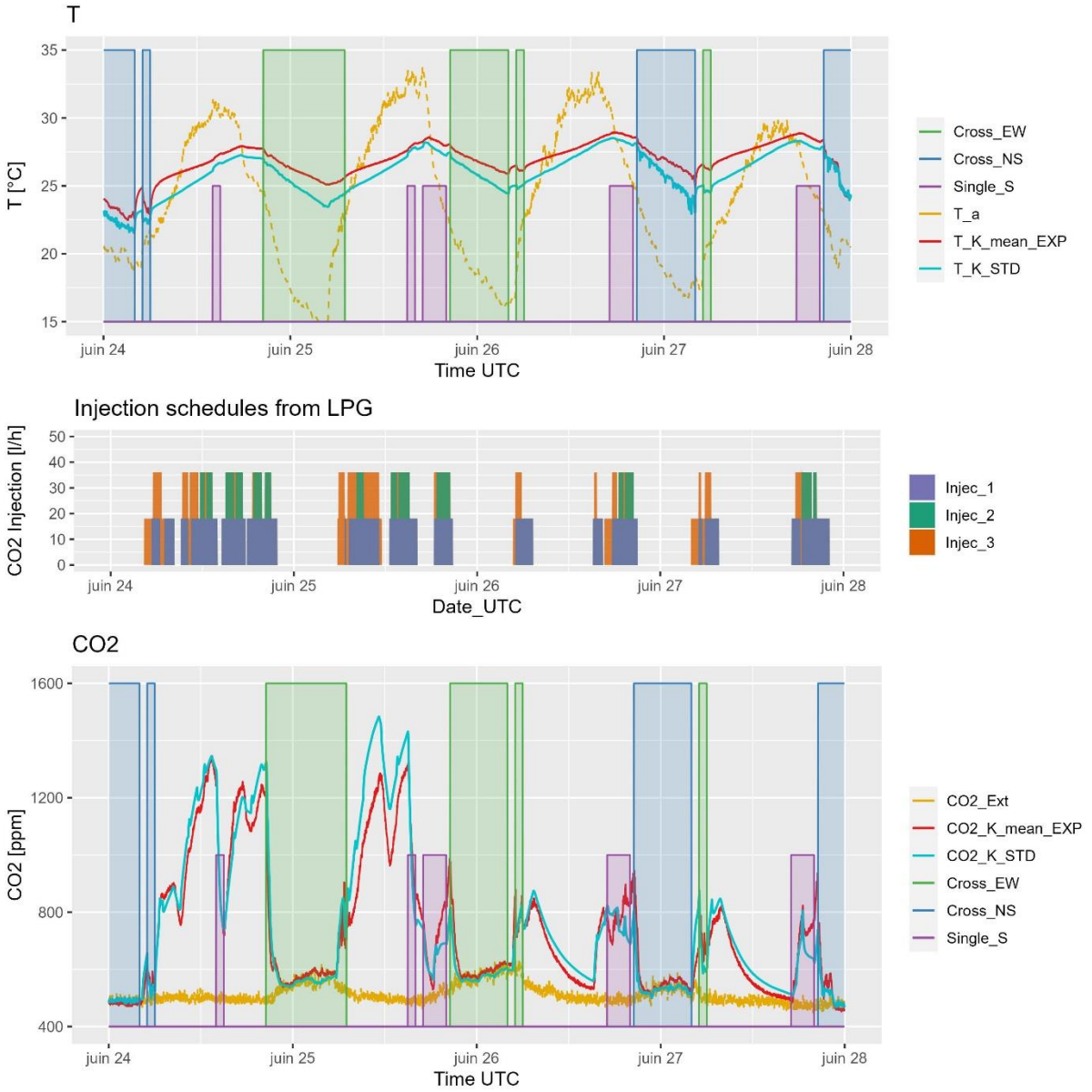


Figure Annexe K.1 : Comparaison entre sorties STD et mesures expérimentales dans la zone [cuisine]. Quatre jours types.

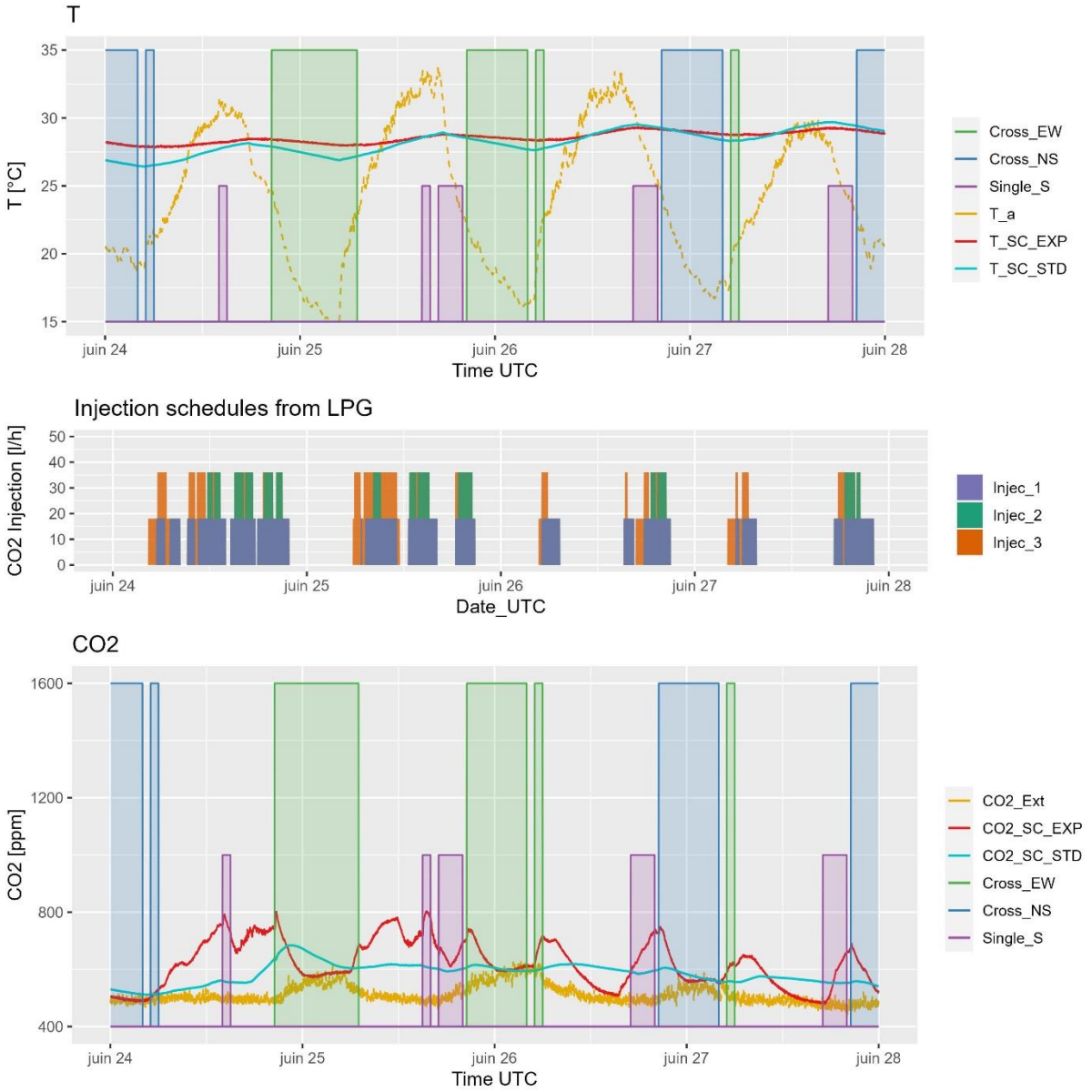


Figure Annexe K.2 : Comparaison entre sorties STD et mesures expérimentales dans la zone [cage d'escalier]. Quatre jours types.

L. Dépouillements complémentaires de l'analyse de sensibilité

Convergence des indices de Sobol

La Figure Annexe L.1 analyse la convergence des indices de Sobol sur les 1000 échantillons pour les cas particuliers où la variance sur le résultat est faible.

- En ce qui concerne l'ACR_Total, l'instant 23/06/2023 10:00:00 correspond au cas où les fenêtres sont fermées. La variance à cet instant est faible mais non nulle, due à l'incertitude sur l'ACR de ventilation mécanique ACR_MV_in. Les indices de Sobol convergent.
- En ce qui concerne le $CO2$, l'instant 24/06/2023 00:00:00 correspond au cas où les fenêtres sont ouvertes depuis suffisamment longtemps pour que tout le $CO2$ dans le volume soit complètement exfiltré. La variance est donc nulle à cet instant ($< 12{,}5^2$ ppm^2). Les indices de Sobol ne convergent pas. Leur analyse n'a pas de sens.

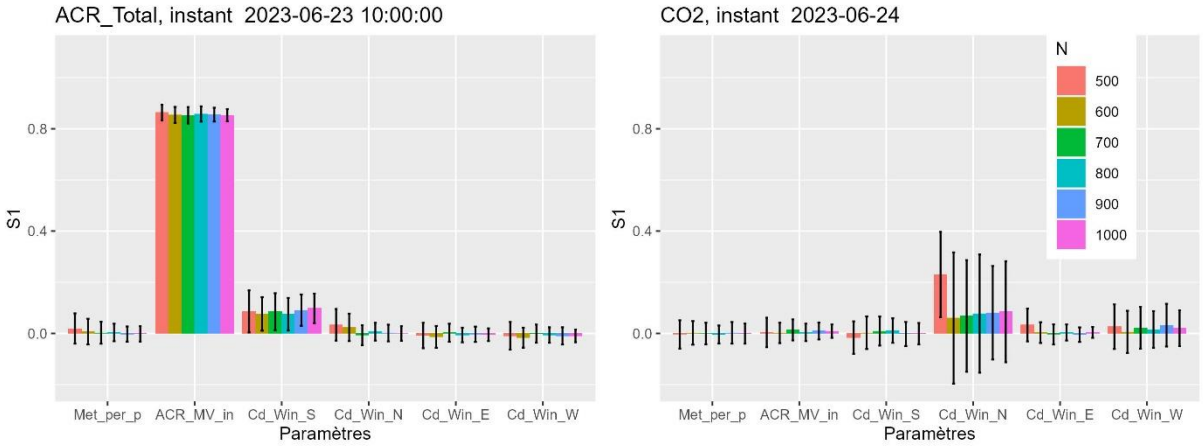


Figure Annexe L.1 : Exemple de vérification de convergence des indices de Sobol. Les barres d'incertitudes représentent l'intervalle de confiance à 95 % avec la méthode bootstrap pour 100 nouveaux échantillonnages. Gauche : sortie ACR_Total. Droite : sortie CO_2.

Incertitudes et indices de Sobol pour la sortie en température

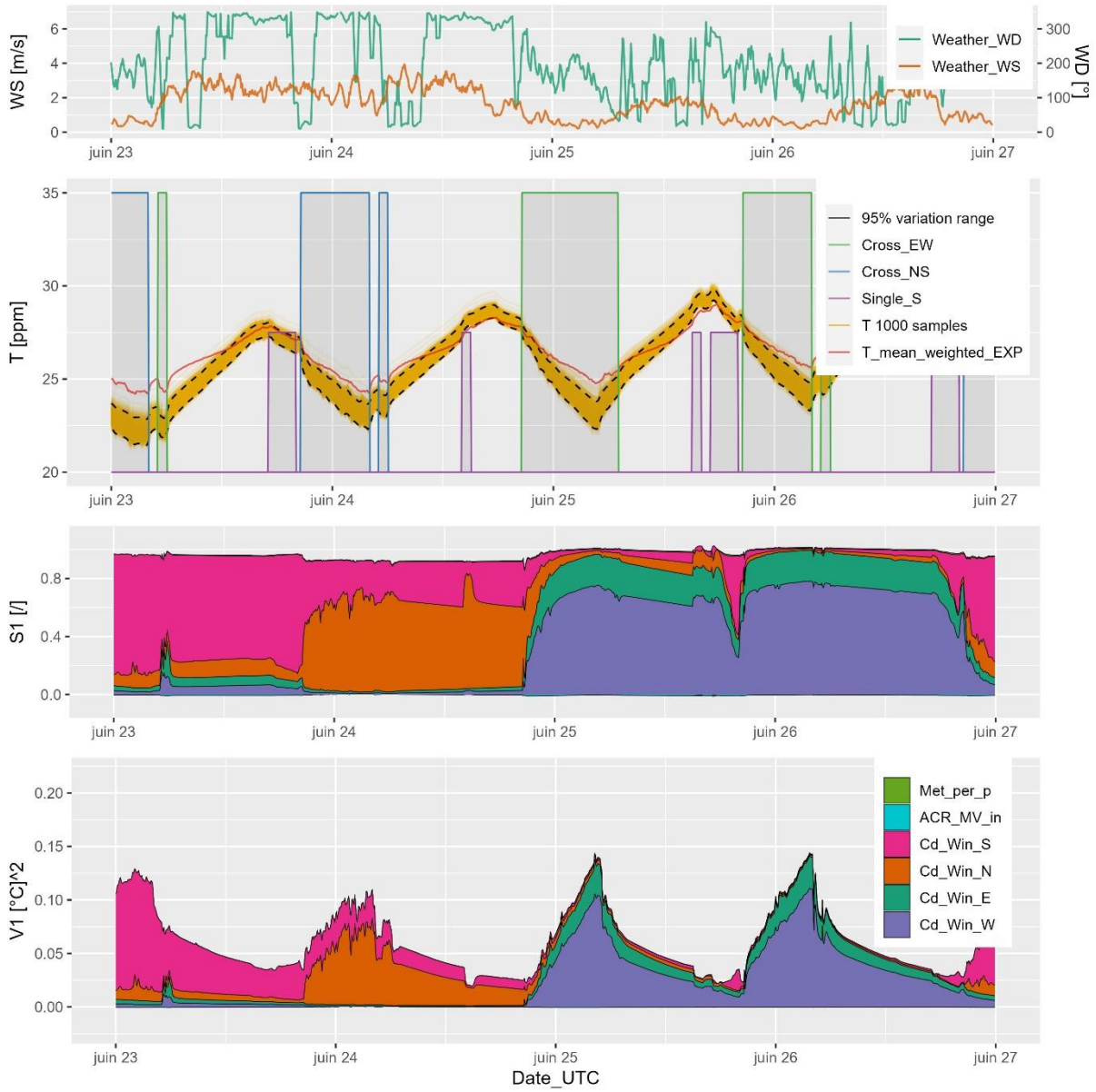


Figure Annexe L.2 : Profil de vent, distributions des températures, indices de Sobol et variances partielles sur la période 23/06/2023 – 27/06/2023. Pour plus de lisibilité, l'intervalle de variabilité à 95 % en température est lissé avec une moyenne glissante centrée autour d'une fenêtre de 25 min.

Diagramme de Cobweb pour le CO_2

Le diagramme de Cobweb en Figure Annexe L.2 permet d'observer, pour un instant choisi dans la décroissance liée à la configuration « Cross_EW », la contribution des différents paramètres continus (Iooss and Lemaître, 2015). Le graphique met en évidence que les 5 % des sorties les plus faibles en CO_2 correspondent à des valeurs de paramètres d'entrées faibles de Met_per_p et des valeurs élevées de ACR_MV_in, Cd_Win_E et Cd_Win_W.

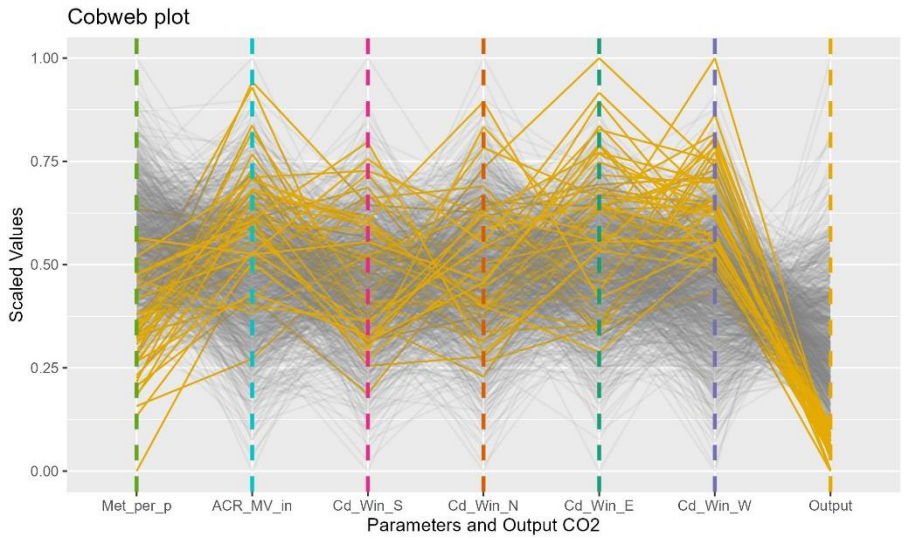


Figure Annexe L.3 : Visualisation des 1000 résultats de STD à l'instant 24/06-21h10, pendant la décroissance après ouverture en traversant « Cross_EW ». Les segments colorés correspondent aux 5 % des calculs avec la sortie en CO_2 la plus faible.

Sensibilité des indicateurs agrégés $CO2_H$ pour les configurations « Cross_NS » et « Single_S »

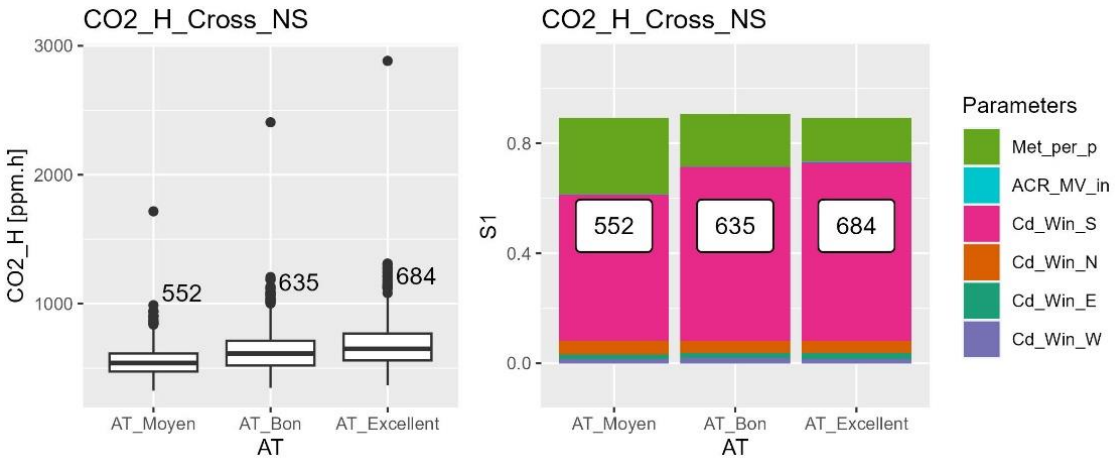


Figure Annexe L.4 : Sensibilité de l'indicateur CO2_H_Cross_NS par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre.

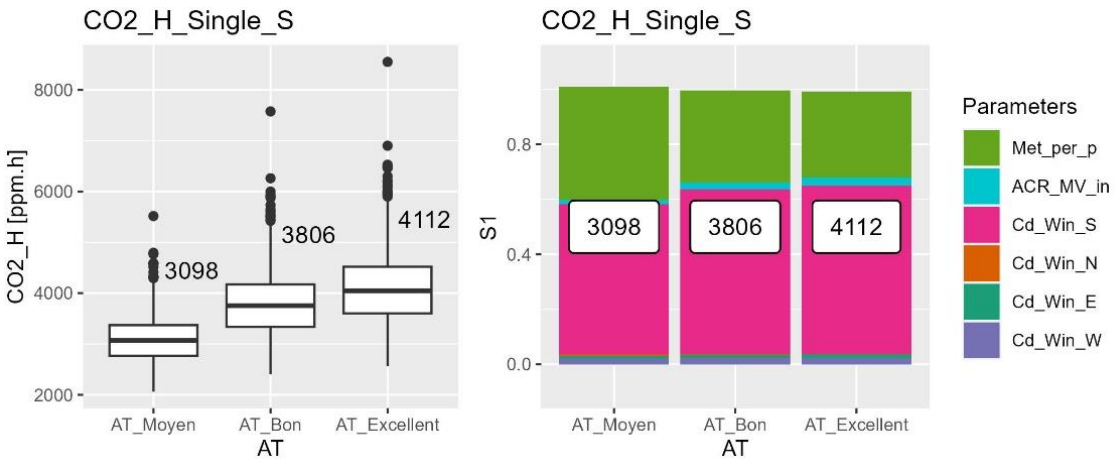


Figure Annexe L.5 : Sensibilité de l'indicateur CO2_Single_S par rapport à l'incertitude des paramètres continus et paramètres catégoriels. Gauche : distribution sur les 1000 échantillons. Droite : moyenne et indices de Sobol associés à chaque paramètre.

M. Filtre de Kalman non linéaire

Un schéma illustrant les variables manipulées est affiché en Figure Annexe M.1.

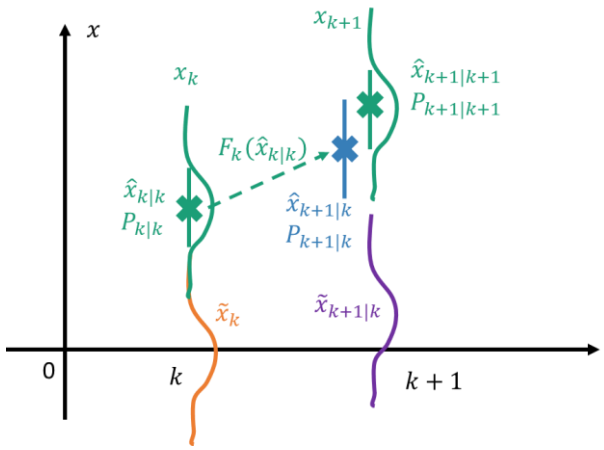


Figure Annexe M.1 : Schéma de principe de l'étape de prédiction du filtre de Kalman non linéaire EFK, entre les instants k et k+1.

Dans un premier temps, de manière analogue au cas linéaire, la prédiction des valeurs moyennes des états $\hat{x}_{k+1|k}$ est approximée en propageant $\hat{x}_{k|k}$ à travers F_k :

$$\hat{x}_{k+1|k} = F_k(\hat{x}_{k|k}) \qquad (M.1)$$

Dans un second temps, la matrice de covariance des états $P_{k+1|k}$ est approximée en repartant de la définition statistique de la covariance :

$$P_{k+1|k} = E(\tilde{x}_{k+1|k}.\tilde{x}_{k+1|k}^T) \quad (M.2)$$

où $\tilde{x}_{k+1|k}$ est la distribution de l'erreur de prédiction :

$$\tilde{x}_{k+1|k} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k} \quad (M.3)$$

avec x_{k+1} la distribution de l'état à l'étape $k+1$.

Dans la suite, nous allons chercher à estimer $\tilde{x}_{k+1|k}$

Afin de linéariser la fonction F_k à l'aide d'un développement de Taylor d'ordre 1, on définit, de manière similaire à $\tilde{x}_{k+1|k}$, la distribution de l'erreur de reconstruction $\tilde{x}_k$:

$$\tilde{x}_k = x_k - \hat{x}_{k|k} \quad (M.4)$$

En définissant la matrice Jacobienne de F_k : $A_k = \frac{dF_k}{dx}\Big|_{\hat{x}_{k|k}}$, on peut réaliser le développement de Taylor d'ordre un suivant :

$$x_{k+1} = F_k(x_k) + r_k = F_k(\hat{x}_{k|k} + \tilde{x}_k) + r_k \approx F_k(\hat{x}_{k|k}) + A_k\,\tilde{x}_k + r_k \quad (M.5)$$

En incorporant *(M.1)* dans *(M.5)* :

$$x_{k+1} \approx \hat{x}_{k+1|k} + A_k\,\tilde{x}_k + r_k \quad (M.6)$$

En reprenant la définition de $\tilde{x}_{k+1|k}$ *(M.3)*, on obtient :

$$\tilde{x}_{k+1|k} = x_{k+1} - \hat{x}_{k+1|k} = A_k\,\tilde{x}_k + r_k \quad (M.7)$$

La relation obtenue étant linéarisée, nous pouvons maintenant approximer la matrice de covariance des états comme suit :

$$P_{k+1|k} = E(\tilde{x}_{k+1|k}.\tilde{x}_{k+1|k}^T) = A_k\,E(\tilde{x}_k.\tilde{x}_k^T)A_k^T + R_k = A_k P_{k|k} A_k^T + R_k \quad (M.8)$$

Remarque : un raisonnement similaire permet d'approximer $\hat{y}_{k+1|k}$ et $\Sigma_{k+1|k}$ dans le cas où la fonction H_k est non linéaire.

N. Développement algorithmique de résolution du modèle M1 (co2lambda)

L'illustration du déroulement de la méthode utilise la nomenclature des variables du modèle M1 décrite dans le corps du manuscrit.

Ecriture du modèle sous sa forme continue :

$$d\begin{pmatrix} co2 \\ \lambda \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\lambda(co2 - co2ext) + Prod \\ 0 \end{pmatrix} dt + \begin{bmatrix} sco2 \\ s\lambda \end{bmatrix} d\omega t$$

$$Yco2 = co2 + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, sYco2^2) \qquad \textit{(N.1)}$$

Les états sont $x = \begin{pmatrix} co2 \\ \lambda \end{pmatrix}$, les entrées sont $U = \begin{pmatrix} co2ext \\ Prod \end{pmatrix}$, la mesure est $y = \{Yco2\}_N$, les paramètres stochastiques sont $\theta = \{ sco2, s\lambda, sYco2\}$, les paramètres d'initialisation des états sont $\theta = \{co2_0, \lambda_0\}$. La Figure Annexe N.1 présente le schéma de principe de résolution du modèle d'état.

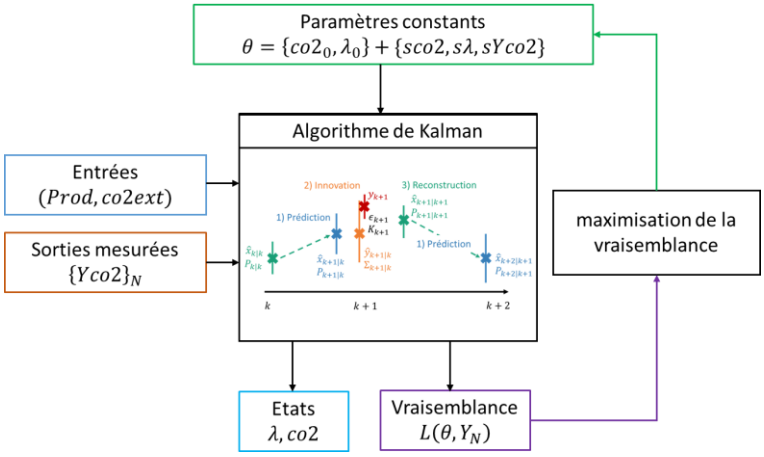


Figure Annexe N.1 : Schéma de principe de la résolution du modèle M1 (Co2Lambda).

Discrétisation du modèle continu :

On intègre l'équation du CO_2 entre les instants [k,k+1], le pas de temps étant $\Delta t = t_{k+1} - t_k$:

$$\begin{bmatrix} co2_{k+1} \\ \lambda_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} co2_k\, e^{-\lambda_k \Delta t} + \left(1 - e^{-\lambda_k \Delta t}\right)\left(\frac{Prod_k}{\lambda_k} + co2ext_k\right) \\ \lambda_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \int_{t_k}^{t_{k+1}} e^{-\lambda_k (t_{k+1} - \tau)}\, sco2\, d\omega_\tau d\tau \\ \int_{t_k}^{t_{k+1}} s\lambda\, d\omega_\tau d\tau \end{bmatrix} \quad (N.2)$$

$$Yco2_k = co2_k + v_k \text{ avec } v_k \sim N(0, sYco2^2)$$

On obtient la représentation discrète générale :

$$\begin{aligned} x_{k+1} &= F_k(x_k) + r_k \\ y_k &= H_k(x_k) + v_k \end{aligned} \quad (N.3)$$

Avec la fonction de dérive $F_k = \begin{bmatrix} co2_k\, e^{-\lambda_k \Delta t} + \left(1 - e^{-\lambda_k \Delta t}\right)\left(\frac{Prod_k}{\lambda_k} + co2ext_k\right) \\ \lambda_k \end{bmatrix}$, r_k le bruit de process de covariance R_k. Comme l'unique variable mesurée est l'état à l'état $co2$ la fonction de mesure donne simplement $H_k(x_k) = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} co2_k \\ \lambda_k \end{bmatrix} = [co2_k]$ avec v_k le bruit de mesure de covariance $V = [sYco2^2]$.

Initialisation et première itération

1) Prédiction :

Le vecteur de prédiction de la moyenne des états est initialisé à l'aide des paramètres d'initialisation et la matrice de covariance initiale peut être également approximée (Kristensen and Madsen, 2003) :

$$\hat{x}_{1|0} = \begin{bmatrix} \widehat{co2_{1|0}} \\ \widehat{\lambda_{1|0}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} co2_0 \\ \lambda_0 \end{bmatrix} \text{ et } P_{1|0} = \begin{bmatrix} P_{cc} & P_{c\lambda} \\ P_{c\lambda} & P_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} \quad (N.4)$$

2) Innovation :

$$\hat{y}_{1|0} = H_k(\hat{x}_{1|0}) = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} \widehat{co2_{1|0}} \\ \widehat{\lambda_{1|0}} \end{bmatrix} = \left[\widehat{co2_{1|0}}\right] \quad (N.5)$$

$$\Sigma_{1|0} = [1 \quad 0]\begin{bmatrix} P_{cc} & P_{c\lambda} \\ P_{c\lambda} & P_{\lambda\lambda} \end{bmatrix}\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = [P_{cc} + sYco2^2] \tag{N.6}$$

$$\epsilon_1 = y_1 - \hat{y}_{1|0} = \left[Yco2_1 - \widehat{co2_{1|0}}\right] \tag{N.7}$$

$$K_1 = \begin{bmatrix} P_{cc} & P_{c\lambda} \\ P_{c\lambda} & P_{\lambda\lambda} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}[P_{cc} + sYco2^2]^{-1} = \frac{1}{P_{cc} + sYco2^2}\begin{bmatrix} P_{cc} \\ P_{c\lambda} \end{bmatrix} \tag{N.8}$$

3) Reconstruction :

$$\begin{aligned} \hat{x}_{1|1} = \begin{bmatrix} \widehat{co2_{1|1}} \\ \widehat{\lambda_{1|1}} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} \widehat{co2_{1|0}} \\ \widehat{\lambda_{1|0}} \end{bmatrix} + \frac{1}{P_{cc} + sYco2^2}\begin{bmatrix} P_{cc} \\ P_{c\lambda} \end{bmatrix}\left[Yco2_1 - \widehat{co2_{1|0}}\right] \\ &= \begin{bmatrix} co2_{1|0} + \dfrac{P_{cc}}{P_{cc} + sYco2^2}\left(Yco2_1 - \widehat{co2_{1|0}}\right) \\ \lambda_{1|0} + \dfrac{P_{c\lambda}}{P_{cc} + sYco2^2}\left(Yco2_1 - \widehat{co2_{1|0}}\right) \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{N.9}$$

$$\begin{aligned} P_{1|1} = \begin{bmatrix} P_{cc} & P_{c\lambda} \\ P_{c\lambda} & P_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} - \frac{1}{P_{cc} + sYco2^2}\begin{bmatrix} P_{cc} \\ P_{c\lambda} \end{bmatrix}[1 \quad 0]\begin{bmatrix} P_{cc} & P_{c\lambda} \\ P_{c\lambda} & P_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} \\ = \begin{bmatrix} P_{cc} & P_{c\lambda} \\ P_{c\lambda} & P_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} - \frac{1}{P_{cc} + sYco2^2}\begin{bmatrix} P_{cc}^2 & P_{cc}P_{c\lambda} \\ P_{cc}P_{c\lambda} & P_{c\lambda}^2 \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{N.10}$$

Ainsi on obtient à la fin de l'itération les grandeurs d'intérêt :

- Résidus de prédiction à horizon un pas de temps : ϵ_1.
- Valeurs moyennes estimées pour les états : $\hat{x}_{1|1}$.
- Ecarts types estimés pour les états : $\sqrt{diag(P_{1|1})}$.

On remarque que dans l'étape de reconstruction, la valeur de l'état latent reconstruit $\hat{\lambda}_{k+1|k+1}$ dépend de la covariance des prédiction avec l'état $co2$. Ce terme $P_{c\lambda}$ est donc crucial dans l'algorithme pour la reconstruction dynamique de λ. On a :

$$\hat{\lambda}_{k+1|k+1} = \hat{\lambda}_{k|k} + \frac{P_{c\lambda,k|k}\left[Yco2_{k+1} - \widehat{co2_{k+1|k}}\right]}{P_{cc,k|k} + sYco2^2} \tag{N.11}$$

A noter que les écarts types associés aux états s'écrivent :

$$\sigma_{cc,k+1|k+1} = \sqrt{P_{cc,k+1|k} - \frac{P_{cc,k+1|k}^2}{P_{cc,k+1|k} + sYco2^2}} \tag{N.12}$$

$$\sigma_{\lambda\lambda,k+1|k+1} = \sqrt{P_{\lambda\lambda,k+1|k} - \frac{P_{c\lambda,k+1|k}^2}{P_{cc,k+1|k} + sYco2^2}} \qquad (N.13)$$

Itération *k* avec utilisation du filtre EKF

1) Prédiction :

Comme la fonction F_k est non linéaire, c'est dans l'étape de prédiction que le filtre EKF doit être utilisé :

$$\hat{x}_{k+1|k} = F_k(\hat{x}_{k|k}) = \begin{bmatrix} \widehat{co2_{k|k}}\, e^{-\widehat{\lambda_{k|k}}\Delta t} + \left(1 - e^{-\widehat{\lambda_{k|k}}\Delta t}\right)\left(\frac{Prod_k}{\widehat{\lambda_{k|k}}} + co2ext_k\right) \\ \widehat{\lambda_{k|k}} \end{bmatrix} \qquad (N.14)$$

$$P_{k+1|k} = A_k P_{k|k} A_k^T + R_k \qquad (N.15)$$

Avec

$$A_k = \left.\frac{dF_k}{dx}\right|_{\hat{x}_{k|k}} = \begin{bmatrix} e^{-\widehat{\lambda_{k|k}}\Delta t} & -\Delta t\, \widehat{co2_{k|k}}\, e^{-\widehat{\lambda_{k|k}}\Delta t} + \left(-\Delta t\, e^{-\widehat{\lambda_{k|k}}\Delta t}\right)\left(\frac{Prod_k}{\widehat{\lambda_{k|k}}} + co2ext_k\right) + \left(1 - e^{-\widehat{\lambda_{k|k}}\Delta t}\right)\left(-\frac{Prod_k}{\widehat{\lambda_{k|k}}^2}\right) \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \qquad (N.16)$$

Remarque : dans la matrice de covariance des prédictions $P_{k+1|k}$, on ajoute bien les valeurs associées à la matrice de covariance des erreurs de modèles R_k. A partir des nouvelles prédictions de $\hat{x}_{k+1|k}$ et $P_{k+1|k}$, l'algorithme continu tel que décrit dans l'itération 1.

O. Saisie du modèle statistique M3 dans CTSM-R

La Figure Annexe O.1 présente l'écriture dans la syntaxe CTSM-R du modèle M3. A noter qu'afin d'assurer une valeur positive pour les coefficients stochastiques ainsi qu'un balayage optimal de différentes échelles d'unité, on utilise une transformation exponentielle pour les paramètres stochastiques. Par soucis de lisibilité, dans le corps du manuscrit, sont affichées directement les valeurs non transformées des paramètres.

```
model1Co2LambdaKProd <- function(X,
                                 solverParam = c("firstorder" = FALSE, "threads" = FALSE,
                                 "odeops" = 1e-12),
                                 modelParam = c("sco2" = -1, "sYco2" = -1, ...))
{
  # Generate a new object of class ctsm
  model <- ctsm$new()

  # Set system equations and states
  model$addSystem(dco2 ~ (-lambda * (co2 - co2ext) + Prod) * dt  + exp(sco2) * dw1)
  model$addSystem(dProd ~  exp(sProd) * dw2)
  model$addSystem(dlambda ~ (LambdaVar * KLambda + (1-LambdaVar)) * exp(slambda) * dw3)

  # Declare the inputs
  model$addInput(co2ext)          #ppm
  # model$addInput(Prod)          #ppm/h
  model$addInput(LambdaVar)          #(0 or 1)

  # Set the observation equations
  model$addObs(Yco2 ~ co2)
  model$addObs(YProd ~ Prod)

  # Set the variance of the measurement error
  model$setVariance(Yco2 ~ exp(sYco2)**2)
  model$setVariance(YProd ~ exp(sYProd)**2) #(0.15*Prod)**2 *

  # Set parameters : initial value of the state
  model$setParameter( co20 = c(550)    ) # c(init=1000,  lb=400,    ub=5000 )
  model$setParameter( Prod0 = c(0)     )   # c(init=1500,  lb=0,      ub=3000 )
  model$setParameter( lambda0 = c(0.8) ) # c(init=1,     lb=0,      ub=10   )

  # Set model parameters
  if (modelParam["KLambda"][[1]] == -1)
    model$setParameter(   KLambda = c(init=1E1, lb=1E-3, ub=1e6 )) else
      model$setParameter( KLambda = modelParam["KLambda"][[1]] )

  # Set stochastic parameters
  if (modelParam["slambda"][[1]] == -1)
    model$setParameter(     slambda = c(init=log(1e-1), lb=log(1e-3), ub=log(1e1) )) else
      model$setParameter( slambda = log(modelParam["slambda"][[1]]) )
  if (modelParam["sco2"][[1]] == -1)
    model$setParameter( sco2 = c(init=log(1e1), lb=log(1e-1), ub=log(1e3))) else
      model$setParameter( sco2 = log(modelParam["sco2"][[1]]) )
  if (modelParam["sProd"][[1]] == -1)
    model$setParameter( sProd = c(init=log(1e1), lb=log(1e-1), ub=log(1e3))) else
      model$setParameter( sProd = log(modelParam["sProd"][[1]]) )
  if (modelParam["sYco2"][[1]] == -1)
    model$setParameter(     sYco2 = c(init=log(1e1), lb=log(1e-1), ub=log(1e3))) else
      model$setParameter( sYco2 = log(modelParam["sYco2"][[1]]) )
  if (modelParam["sYProd"][[1]] == -1)
    model$setParameter(     sYProd = c(init=log(1e1), lb=log(1e-1), ub=log(1e3))) else
      model$setParameter( sYProd = log(modelParam["sYProd"][[1]]) )

  # Solving parameters
  model$options$odeeps = solverParam["odeops"]

  # Run the parameter optimization
  fit <- model$estimate(data = X, firstorder=solverParam["firstorder"], threads =
  solverParam["threads"])
  fit$data[[1]] <- X

  # Return
  return(fit)
}
```

Figure Annexe O.1 : Modèle M3 (co2LambdaKProd).

P. Comparaison entre valeurs filtrées et valeurs lissées pour l'état lambda

Le détail mathématique du calcul des valeurs lissées peut être trouvé dans (Kristensen and Madsen, 2003). La sortie lissée est la plus adaptée à notre cas d'étude car nous cherchons la meilleure estimation possible pour l'état λ à chaque instant, connaissant à la fois les entrées et mesures des instants précédents et suivants. La Figure Annexe P.1affiche un écart très faible entre l'ACR filtré et l'ACR lissé.

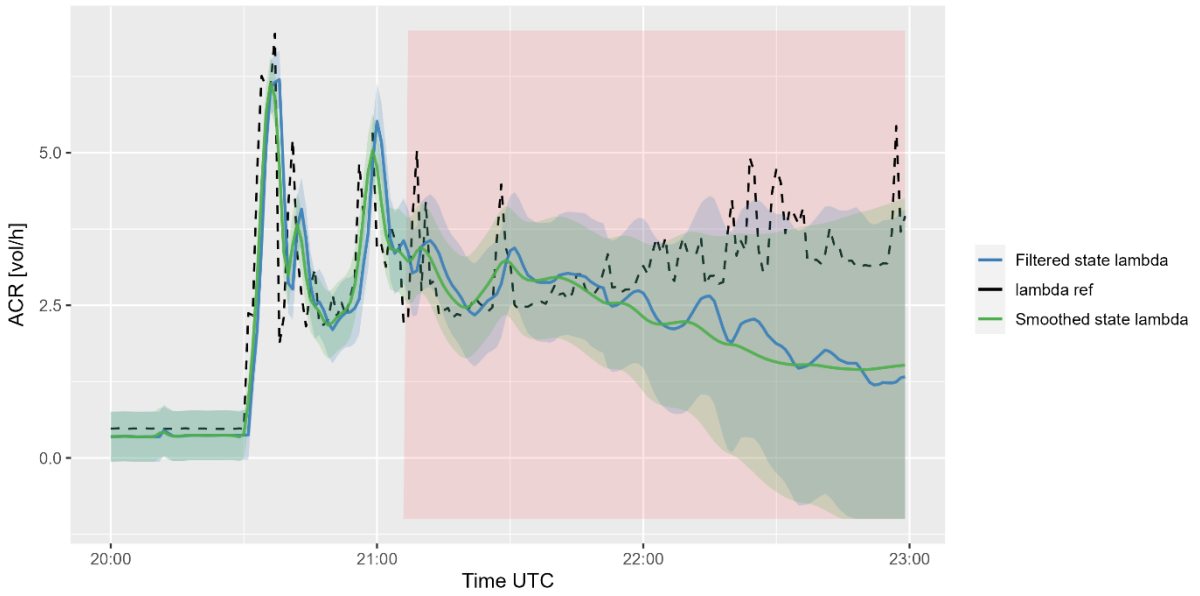


Figure Annexe P.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M1, alimenté par les données STD. Comparaison de l'état λ filtré (Filtered state lambda) et lissé (Smoothed state lambda) . La courbe en ACR pointillés correspond à la valeur de référence calculée par STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

Q. Comparaison des résultats du modèle M3 appliqué aux données expérimentales pour différentes valeurs des paramètres sYco2

La Figure Annexe Q.1 compare les résultats du modèle M3 appliqué aux données expérimentales pour trois différentes valeurs du paramètre $sYco2$: 5, 10 et 20 ppm. Comme ce paramètre est le bruit de mesure associé à la mesure $Yco2$, plus il est important, plus le filtre de Kalman va lisser l'estimation des états.

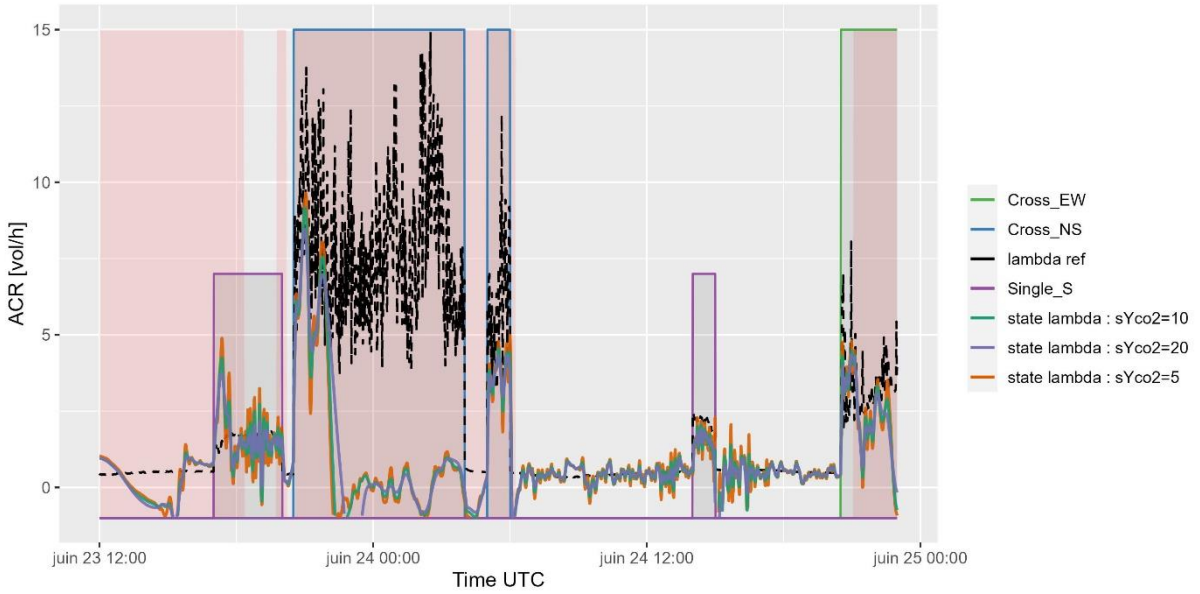
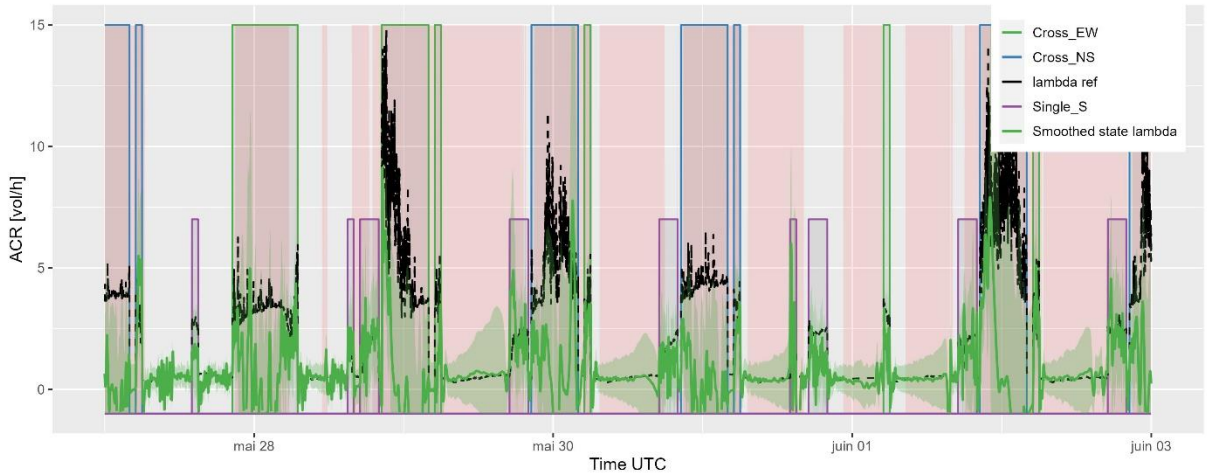
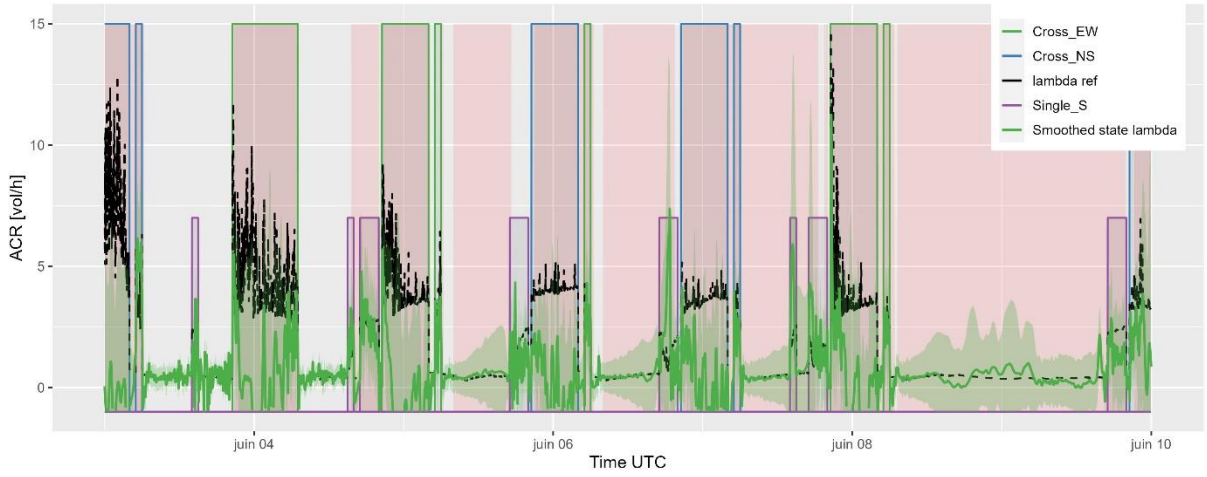


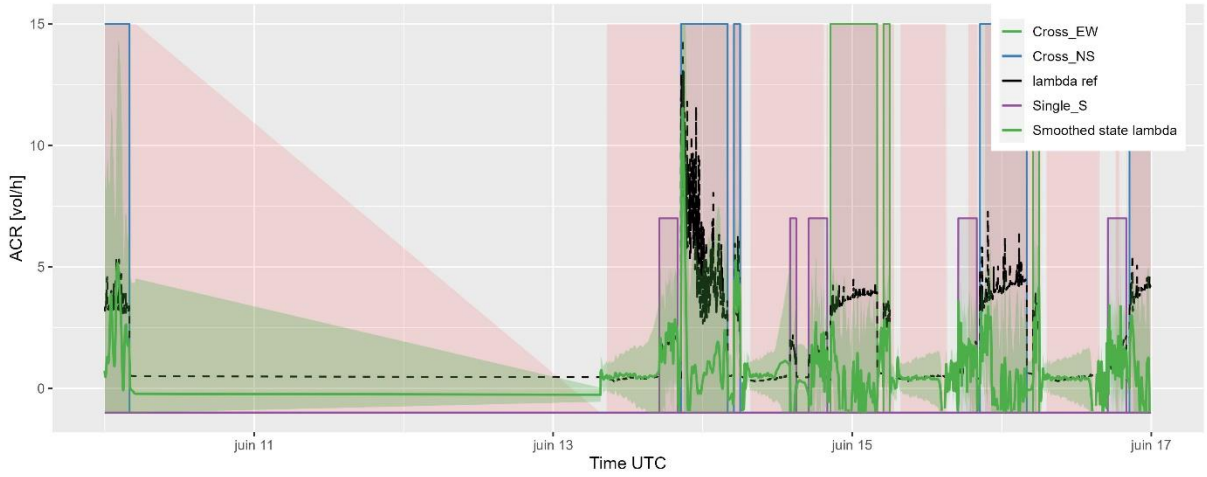
Figure Annexe Q.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M3, alimenté par les données expérimentales. Comparaison de l'état λ lissé (Smoothed state lambda) pour différentes valeurs de paramètres sYco2 (5, 10 et 20 ppm). La courbe en ACR pointillés correspond à la valeur de référence calculée par STD. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels $\Delta CO2 < 200$ ppm.

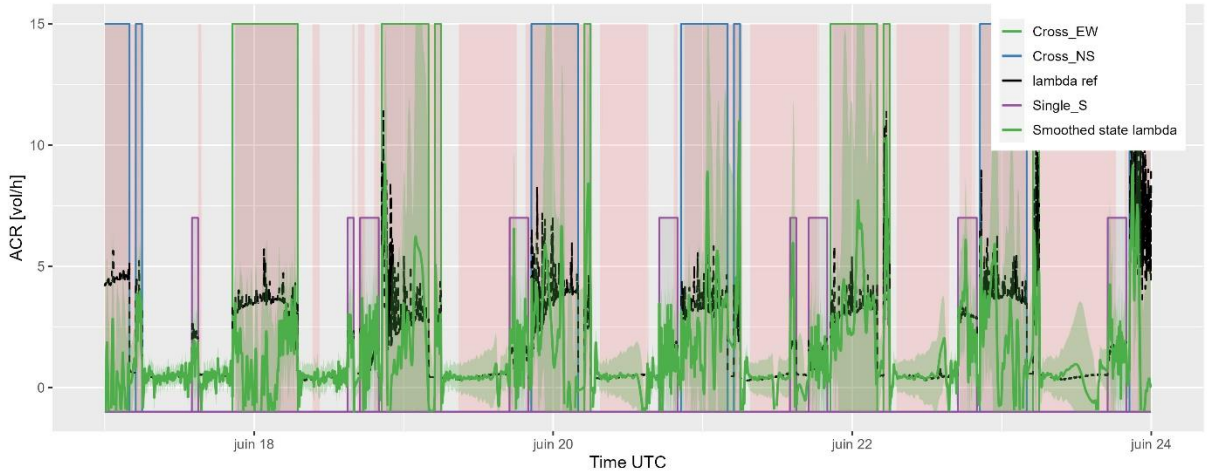
R. Affichage des séries temporelles estimées par le modèle M3 appliqué aux données expérimentales

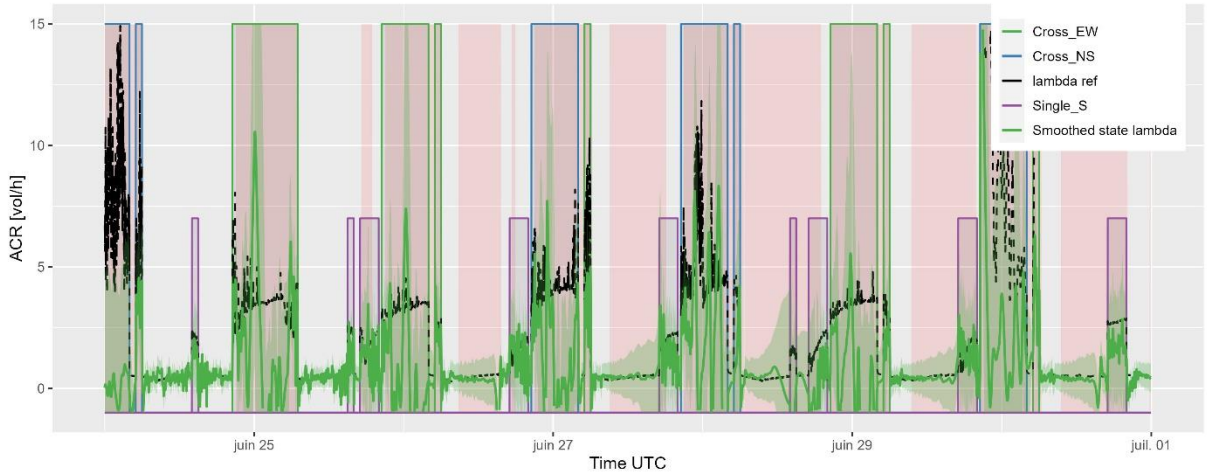
Les figures ci-dessous permettent de visualiser la reconstruction de l'ACR λ par le modèle M3 sur l'ensemble de la campagne de mesure expérimentales (du 27/05/2023 au 02/09/2023).

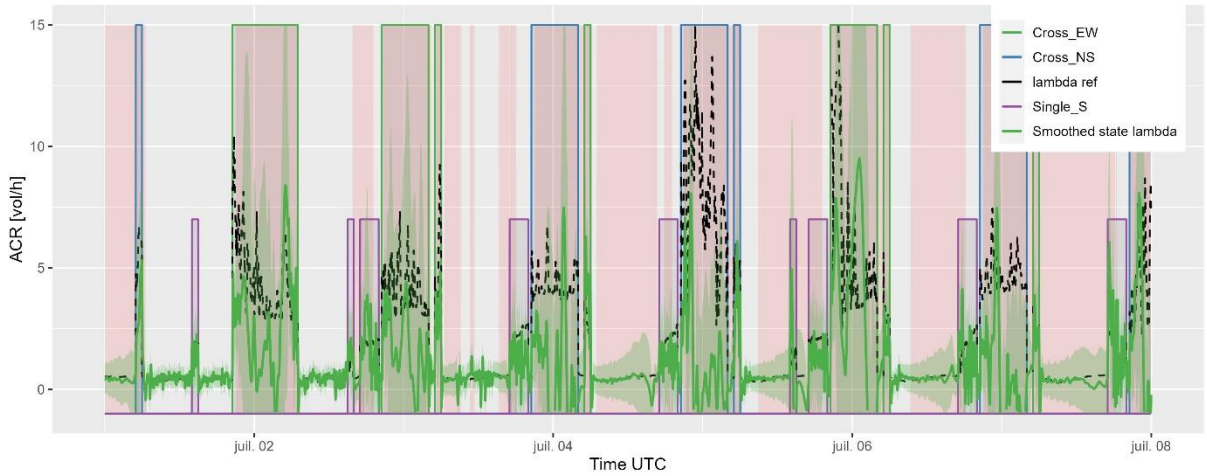


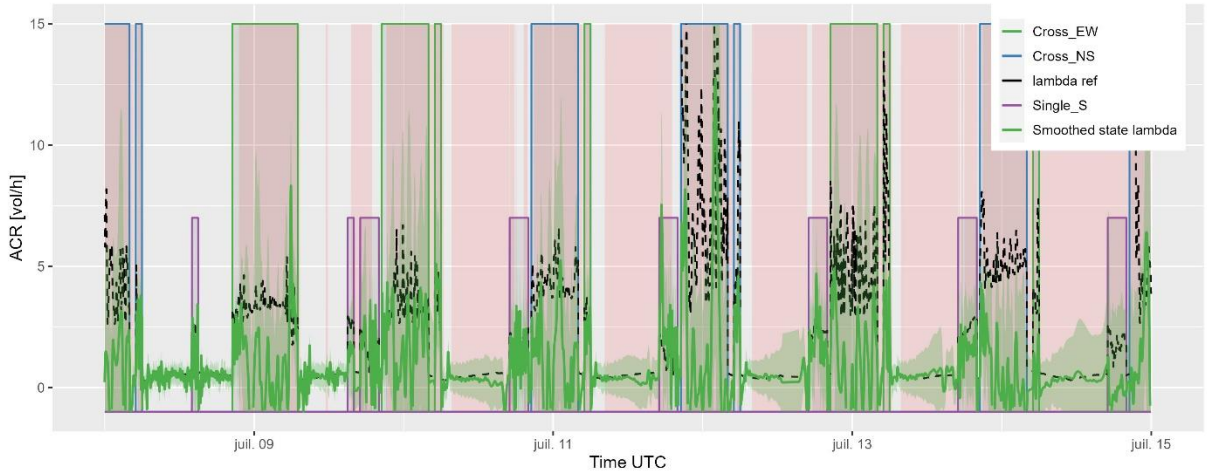


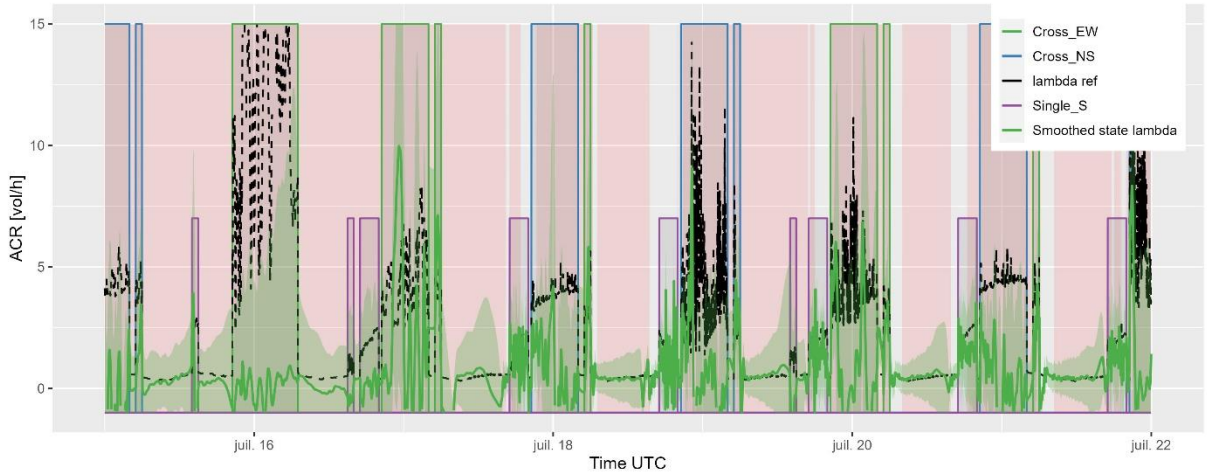


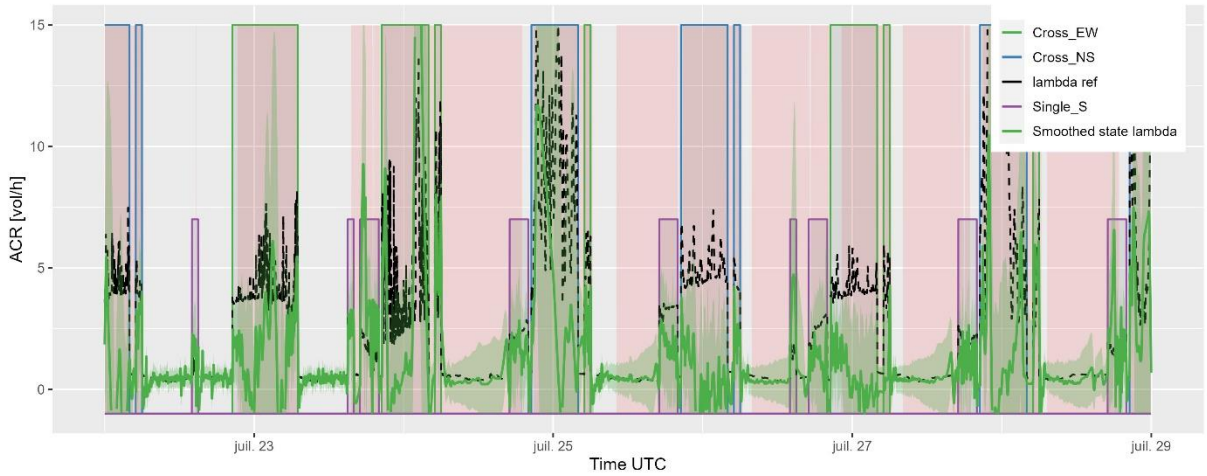

Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda
ACR [vol/h]
15
10
5
0
juin 18
juin 20
juin 22
juin 24
Time UTC

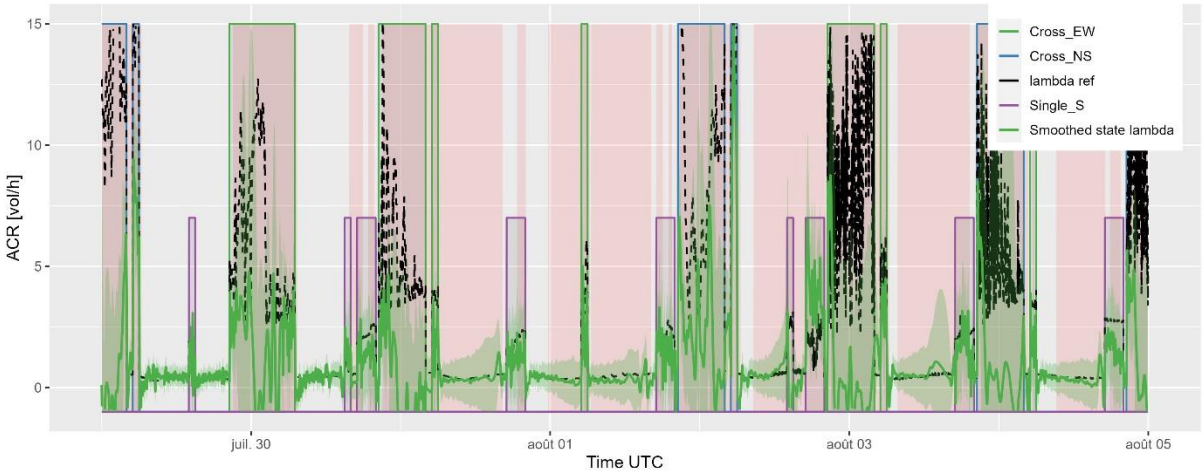

Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda
ACR [vol/h]
15
10
5
0
juin 25
juin 27
juin 29
juil. 01
Time UTC

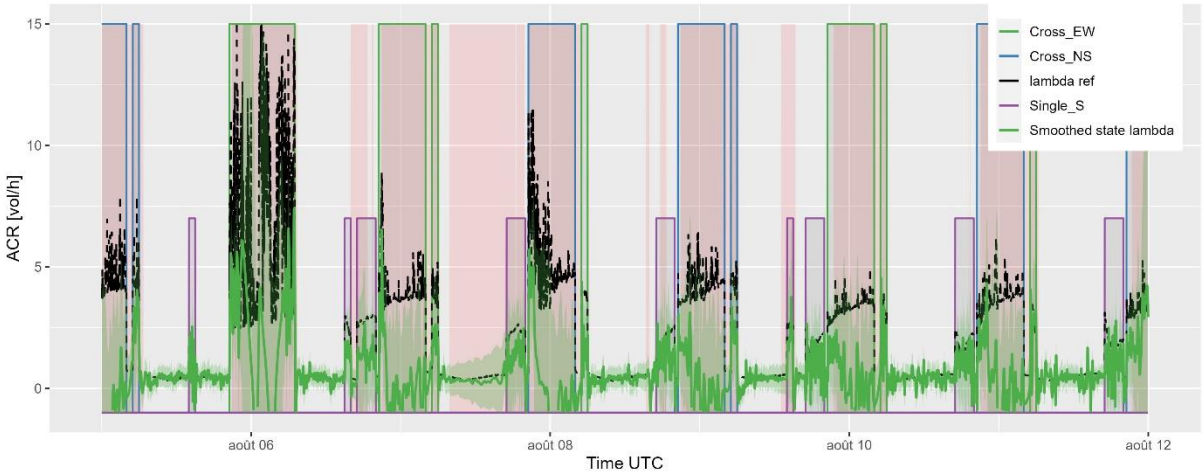

Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda
ACR [vol/h]
15
10
5
0
juil. 02
juil. 04
juil. 06
juil. 08
Time UTC

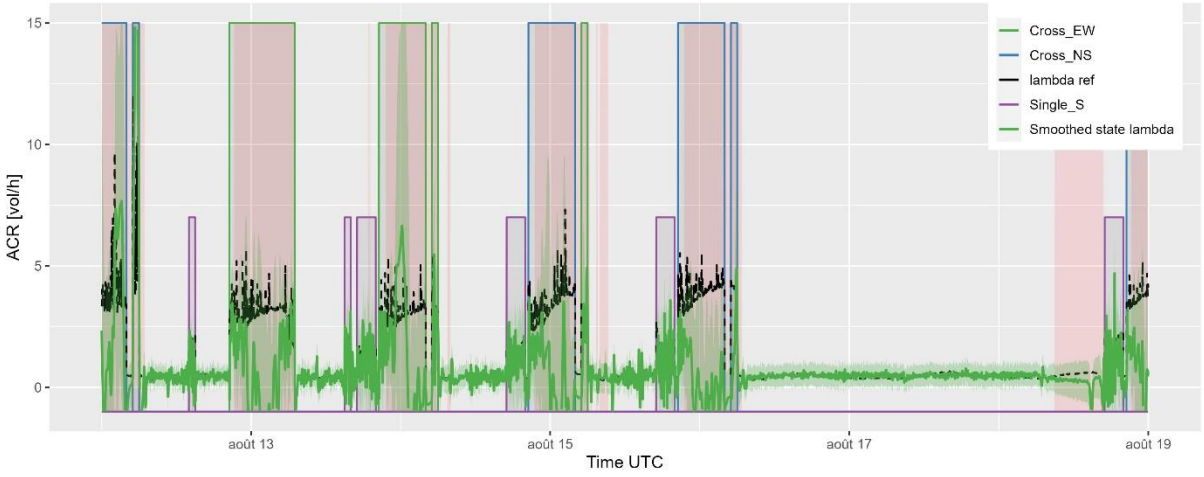

Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda
ACR [vol/h]
15
10
5
0
juil. 09
juil. 11
juil. 13
juil. 15
Time UTC


Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda
ACR [vol/h]
15
10
5
0
juil. 16
juil. 18
juil. 20
juil. 22
Time UTC


Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda
ACR [vol/h]
15
10
5
0
juil. 23
juil. 25
juil. 27
juil. 29
Time UTC


15
10
5
0
ACR [vol/h]
juil. 30
août 01
août 03
août 05
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda


15
10
5
0
ACR [vol/h]
août 06
août 08
août 10
août 12
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda


15
10
5
0
ACR [vol/h]
août 13
août 15
août 17
août 19
Time UTC
Cross_EW
Cross_NS
lambda ref
Single_S
Smoothed state lambda

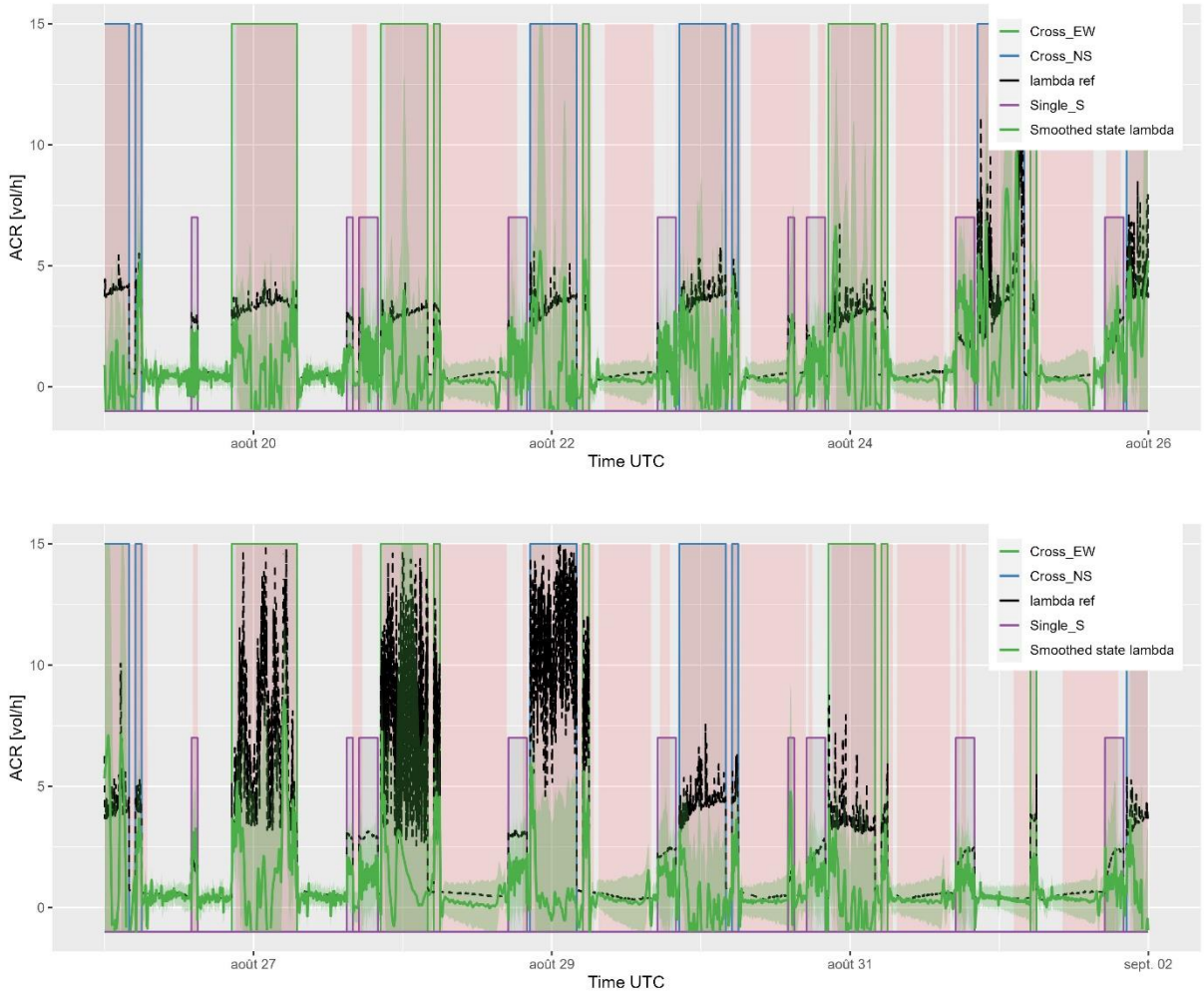


Figure Annexe R.1 : Séries temporelles reconstruites à partir du modèle M3 (co2LambdaKProd), alimenté par les données expérimentales. Les zones colorées en rose représentent les instants pour lesquels ΔCO2 < 200 ppm. Pour les trois mois de campagne. En pointillé (lambda ref) : ACR de référence issu de la STD.

S. Illustration des prédictions de régression linéaire pour les configurations « Cross_NS » et « Single_S »

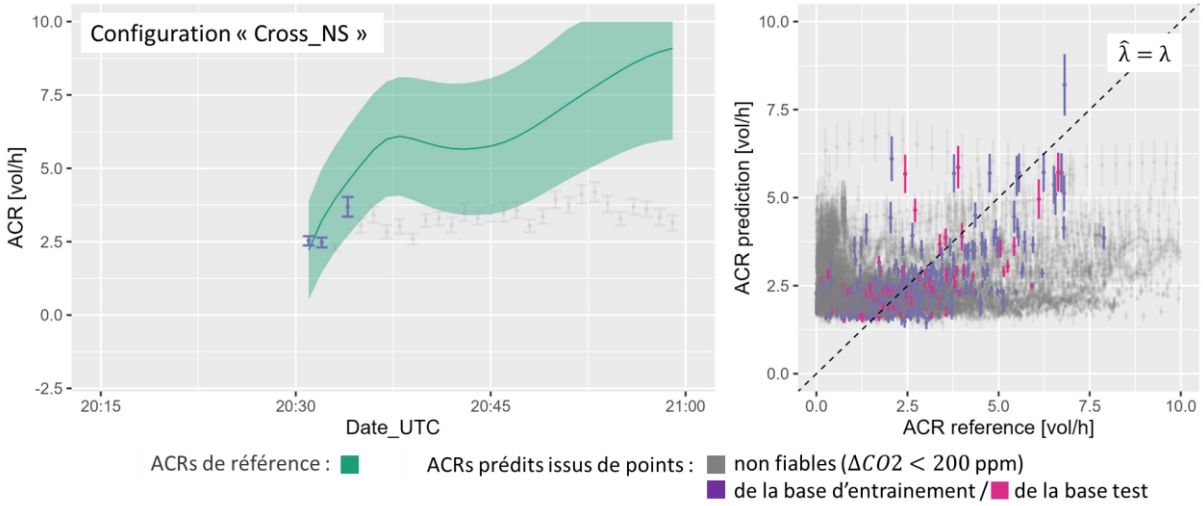


Figure Annexe S.1 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Cross_NS ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions ($\hat{\lambda}$) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit ($\hat{\lambda}$) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\hat{\lambda} = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte.

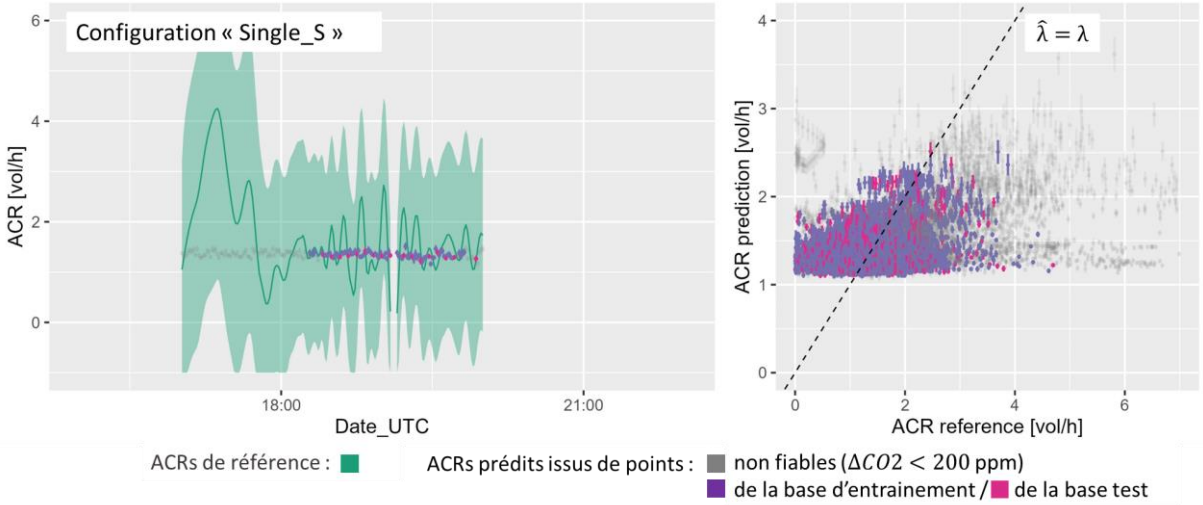


Figure Annexe S.2 : Résultats de prédiction du modèle de régression sur la configuration « Single_S ». Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions ($\hat{\lambda}$) avec intervalle de prédiction à 95 %. Gris : points non fiables dans la référence ($\Delta CO2 < 200$ ppm). Violet : points issus de la base d'entrainement. Rose : points issus de la base test. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ). Droite : XY plot entre ACR prédit ($\hat{\lambda}$) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\hat{\lambda} = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte.

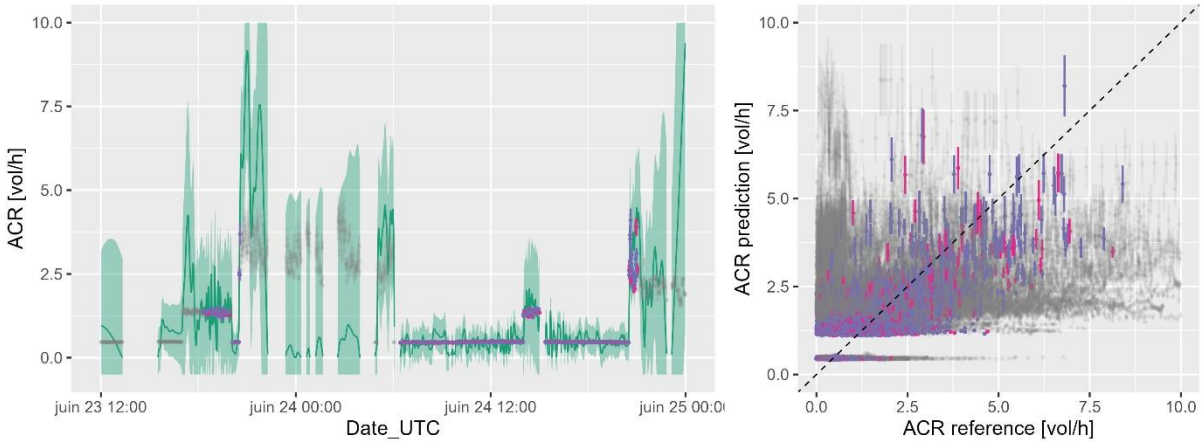


Figure Annexe S.3 : Résultats de prédiction du modèle de régression concaténés sur les quatre régressions. Les points et leur barre d'erreur sont les prédictions ($\hat{\lambda}$) avec intervalle de prédiction à 95 %. Les points sont colorés lorsque la référence est considérée fiable ($\Delta CO2 > 200$ ppm), grisés sinon. Gauche : illustration de la série temporelle : les courbes vertes sont la moyenne et l'intervalle de confiance à 95 % de l'ACR de référence (λ) utilisé pour l'entrainement. Droite : XY plot entre ACR prédit ($\hat{\lambda}$) et valeur moyenne de l'ACR de référence (λ). La droite en pointillés ($\hat{\lambda} = \lambda$) symbolise la ligne de prédiction exacte.