Thèse
de doctorat
de l'UTT

Edgar Ricardo SILVA RUSSI

Modèles d'optimisation mono et multi-objectif pour des problèmes de logistique urbaine

Champ disciplinaire :
Sciences pour l'Ingénieur

2024TROY0033 **Année 2024**



utt
UNIVERSITÉ DE TECHNOLOGIE
TROYES

THESE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR
de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES

en SCIENCES POUR L'INGENIEUR

Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DE SYSTEMES

présentée et soutenue par

Edgar Ricardo SILVA RUSSI

le 4 octobre 2024

Modèles d'optimisation mono et multi-objectif pour des problèmes de logistique urbaine

JURY

Mme Marie-Ange MANIER	PROFESSEURE DES UNIVERSITES	Présidente
M. Fabien LEHUÉDÉ	PROFESSEUR IMT ATLANTIQUE – HDR	Rapporteur
M. Aziz MOUKRIM	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
M. Hasan Murat AFSAR	MAITRE DE CONFERENCES – HDR	Examinateur
M. William Javier GUERRERO RUEDA	PROFESOR DE PLANTA	Examinateur
M. Yannick KERGOSIEN	MAITRE DE CONFERENCES	Examinateur
Mme Nacima LABADIE	PROFESSEURE DES UNIVERSITES	Directrice de thèse
Mme Caroline PRODHON	PROFESSEURE DES UNIVERSITES	Directrice de thèse

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je voudrais remercier ma femme, Paula, et mon fils, Nicolas, qui me poussent chaque jour à atteindre de nouveaux objectifs. Grâce à eux, les problèmes les plus compliqués semblent faciles à résoudre, merci pour leurs paroles de soutien et à leur capacité unique à toujours m'apporter un sourire. Merci également à mes parents Gilma et Edgar, et à ma sœur Angelica, qui ont toujours été là pour m'écouter et me conseiller. Sans le soutien de chacun d'entre eux, ce travail n'aurait jamais été écrit et, par conséquent, ce travail est aussi le leur.

Je suis très reconnaissant à mes directrices de thèse, Nacima LABADIE et Caroline PRODHON, pour leur dévouement et leur enseignement. Sans leurs conseils et leurs corrections précises, je n'aurais pas pu atteindre cette étape tant attendue. Merci pour votre accompagnement et pour tous les moments que nous avons partagés durant cette période. Vous resterez toujours dans ma mémoire non seulement pour votre professionnalisme, votre engagement et votre implication dans la recherche, mais surtout pour la qualité humaine qui vous caractérise. Merci d'avoir partagé avec moi une partie de vos connaissances et de m'avoir encouragé à devenir un meilleur chercheur.

Je tiens également à remercier Lionel AMODEO, directeur du laboratoire LIST3N. Je le remercie pour sa disponibilité malgré son emploi du temps chargé et pour son soutien qui m'a permis de partager le contenu de cette thèse à travers des conférences et des publications. Je dois également remercier William GUERRERO, sans doute le meilleur professeur que j'ai eu dans ma carrière. C'est grâce à lui et à ses expériences que j'ai décidé de m'aventurer dans un doctorat après avoir terminé mon master. Ses enseignements et sa passion pour la recherche opérationnelle ont été un guide pour ce que je souhaite devenir en tant que professionnel et en tant que personne.

Je tiens à remercier Fabien LEHUÉDÉ, professeur à l'Ecole des Mines de Nantes, et Aziz MOUKRIM, professeur à l'Université de Technologie de Compiègne, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'être les rapporteurs de cette thèse. Je tiens également à exprimer ma gratitude à Marie-Ange MANIER, Murat AFSAR, William GUERRERO et Yannick KERGOSIEN, qui ont aimablement accepté d'être les examinateurs de cette thèse. Merci à tous d'avoir pris le temps de lire ce travail, résultat de trois années de recherche.

Merci également à Pascale DENIS, Isabelle LECLERCQ, qui par leur gentillesse et leur bienveillance, ont toujours été prêtes à m'aider de quelque manière que ce soit au cours de ma thèse. Elles sont non seulement synonymes d'efficacité et de rigueur mais aussi de service et de sagesse.

Je tiens également à remercier Nacima LABADIE, Faicel HNAIEN et Ilhem SLAMA qui m'ont permis de faire partie de leurs unités d'enseignement. Grâce à la confiance qu'ils m'ont accordée, j'ai vécu l'une des plus belles expériences en transmettant une partie de mes connaissances aux futurs ingénieurs de l'Université de Technologie de Troyes.

Je souhaite également remercier l'Université de Technologie de Troyes et le laboratoire LIST3N pour la confiance qu'ils m'ont accordée en me permettant de réaliser cette thèse. Ce fut une expérience enrichissante que je garderai toujours gravée dans ma mémoire et dans mon cœur.

TABLE DES MATIÈRES

INTRODUCTION

Le contenu et l'objectif de la thèse 6

Motivation 9

Structure de la thèse 10

CHAPITRE 1: ETAT DE L'ART

1.1. Problèmes d'optimisation en recherche opérationnelle 13

1.1.1. Modélisation 14

1.1.2. Classification 15

1.1.3. Méthodes d'optimisation 18

1.2. Problème de tournées de véhicules (VRP) 26

1.2.1. Le problème du voyageur de commerce (TSP) 26

1.2.2. Le problème de tournées de véhicules (VRP) 28

1.2.3. Méthodes de résolution du VRP 32

1.3. Tendances récentes 37

1.3.1. Le VRP avec multiples options de livraison (VRP-CO) 37

1.4. Contexte urbain et véhicules à faibles émissions 40

1.4.1. Livraison du dernier kilomètre 40

1.4.2. Véhicules à faibles émissions 41

1.5. Conclusion 46

CHAPITRE 2: APPROCHE MATHEMATIQUE EXACTE MONO-OBJECTIF

2. Introduction au problème de tournées des véhicules à deux échelons avec zones grises, options multiples de livraison et synchronisation pour les livraisons sur le dernier kilomètre (2E-MTVRP-SS-GZ-CO) 50

2.1. Variantes du VRP étudiées 50

2.1.1. Le VRP à deux-échelons (2E-VRP) 50

2.1.2. Le VRP à voyages multiples (VRPMT) 57

2.1.3. Le VRP avec des zones grises (GZ-VRP) 59

2.2. Modélisation du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 59

2.2.1. Problème et définitions 59

2.3. Formulation mathématique du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 61
2.3.1. Ensembles, sous-ensembles et paramètres 62
2.3.2. Variables de décision 63
2.3.3. Fonction-objectif 63
2.3.4. Contraintes traditionnelles pour le 2E-VRP 64
2.3.5. Contraintes de temps et de charge 65
2.3.6. Contraintes de capacité 65
2.3.7. Contraintes d'utilisation des satellites 66
2.3.8. Contraintes d'utilisation des stations C2P 66
2.3.9. Contraintes de synchronisation 67
2.4. MILP résultats 67
2.4.1. Instances 67
2.4.2. Résultats 68
2.5. Conclusions 72

CHAPITRE 3: APPROCHE MATHEURISTIQUE MONO-OBJECTIF

3. Matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 75
3.1. Etat de l'art 75
3.1.1. Le Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) 75
3.1.2. Méthodes d'optimisation hybrides 77
3.1.3. Matheuristiques 78
3.2. Matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 79
3.2.1. L'algorithme général 79
3.2.2. Affectation des clients aux stations C2P pour le deuxième niveau 79
3.2.3. Heuristiques de construction de type « *Greedy*» pour les AFV 82
3.2.4. La procédure d'intensification (opérateurs de recherche locale) 85
3.2.5. Affectation des satellites, stations C2P du premier niveau 87
3.2.6. Algorithme de fusion pour les trajets multiples 88
3.2.7. Algorithme de construction des routes du premier niveau 89
3.2.8. Méthode de mise à jour basée sur une matrice de précédences et un calcul de niveaux topologiques. 90
3.3. Expérimentation 92
3.3.1. Instances utilisées et paramètres 92
3.3.2. Réglage des paramètres 92

3.3.3. Résultats pour le 2E-MTVRP SS et 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 93
3.3.4. Impact des heuristiques de construction utilisées..... 95
3.4. Analyse de facteurs impactant le coût de transport 101
3.4.1. Etude 1 : Effet des zones grises sur le coût de transport 101
3.4.2. Etude 2 : Effet de la synchronisation sur le coût de transport..... 104
3.4.3. Etude 3 : Effet des stations « Customer-to-Parcel » (C2P) sur le coût de transport. 106
3.5. Conclusions.....112

CHAPITRE 4: APPROCHE MATHEMATIQUE EXACTE MULTI-OBJECTIF

4. Introduction au Problème Multi-Objectif de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines 116
4.1. Problèmes d'optimisation multicritère 116
4.1.1. Optimisation multicritère..... 117
4.1.2. La méthode des poids/pondération et la méthode Epsilon-contrainte. 120
4.1.3. Méthodes approchées pour les problèmes d'optimisation multicritère. 122
4.1.4. Indicateurs de performance des algorithmes multicritère 123
4.2. Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines 128
4.2.1. Perception du niveau de service dans le transport du dernier kilomètre. 128
4.2.2. Les émissions de gaz à effet de serre (GES) dans le transport du dernier kilomètre 131
4.2.3. Prise en compte des émissions de gaz à effet de serre (GES) dans les Problème de Tournées de Véhicules 135
4.2.4. Méthodologie de calcul des émissions et de la consommation d'énergie dans le secteur des transports (MEET) 139
4.3. Modélisation Mathématique du Problème Multi-objectif de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines (MDVRPTW-CO)....145
4.3.1. Ensembles, sous-ensembles et paramètres..... 148
4.3.2. Variables de décision..... 149
4.3.3. Fonction-objectif environnementale 150
4.3.4. Fonction-objectif relative au niveau de service 152
4.3.5. Contraintes traditionnelles pour le VRP avec dépôts multiples 152
4.3.6. Contraintes de temps et de charge..... 152
4.3.7. Contraintes de capacité et d'utilisation du réseau collaboratif C2P..... 153
4.3.8. Contraintes sur les variables auxiliaires pour les stations C2P 155
4.3.9. Contraintes de calcul du niveau de service des clients en livraison via stations C2P 155
4.3.10. Contraintes des variables auxiliaires pour les clients en livraison à domicile..... 155

4.3.11. Contraintes de calcul du niveau de service des clients en livraison à domicile 156
4.3.12. Contraintes du temps d'attente 157
4.4. MILP résultats 157
4.4.1. Description des instances utilisées 159
4.4.2. Résultats 159
4.5. Conclusions 163

CHAPITRE 5: APPROCHE METAHEURISTIQUE MULTI-OBJECTIF

5. Le Multi-Objectif *Iterative Local Search* pour le Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines (MDVRPTW-CO) 165
5.1. Etat de l'art 165
5.1.1. *Iterative Local Search* (ILS) 165
5.1.2. *Pareto Local Search* (PLS) 166
5.1.3. *Multidirectional Local Search* (MDLS) 167
5.2. L'algorithme général 168
5.2.1. Redémarrage de l'ILS 168
5.2.2. Critère d'acceptation 170
5.2.3. Heuristiques de construction 171
5.2.4. Procédures de perturbation 172
5.2.5. Recherche locale multi-objectif 173
5.3. Expérimentation 173
5.3.1. Instances utilisées et paramètres 173
5.3.2. Analyses des résultats obtenus 174
5.4. Analyse des facteurs impactant le niveau de service et les impacts environnementaux 175
5.4.1. Impact de la collaboration entre transporteurs sur l'optimisation des tournées 175
5.4.2. Impact des stations C2P dans la réduction des émissions GES et la maximisation du niveau de service 183
5.5. Conclusions 190

CONCLUSIONS

PERSPECTIVES

BIBLIOGRAPHIE

ANNEXES

INTRODUCTION

Le contenu et l'objectif de la thèse

Les livraisons traditionnelles et généralement de longues distances où les marchandises sont transportées dans de grands conteneurs et véhicules, permettent de transporter de gros volumes et de créer des économies d'échelle dans la chaîne d'approvisionnement. Cependant pour diverses raisons (accessibilité, espace de stockage, etc.) les livraisons aux destinations finales sont souvent réalisées en petites quantités. Cette logistique dite du « dernier kilomètre » nécessite une optimisation particulière. En effet, ce transport, qui s'effectue souvent pour des livraisons sur de courtes distances dans des zones densément peuplées, peut représenter paradoxalement jusqu'à 28% du coût total du transport de marchandises [1].

Cette thèse se focalise sur ce sujet en s'intéressant aux modèles de transport urbain. Elle est consacrée tout particulièrement au problèmes de tournées des véhicules (*vehicle routing problem* VRP) pour les livraisons du dernier kilomètre. Le VRP consiste, dans sa forme la plus basique, à générer de la manière la plus efficace les routes ou itinéraires pour une flotte de véhicules, qui à leur tour peuvent être hétérogènes ou homogènes, avec l'objectif de servir un ou plusieurs produits à un ensemble de clients géographiquement distribués. Bien que l'application principale de ce problème soit évidemment la logistique des flux de transports dans un contexte d'approvisionnement, le VRP peut être appliqué dans un large éventail de domaines, tels que la collecte des déchets, les télécommunications, la logistique humanitaire et la logistique des soins médicaux [2] [3] [4].

De manière plus globale, les modèles et algorithmes développés dans cette thèse relèvent du domaine de l'optimisation combinatoire. L'un des problèmes pionniers de cette branche de la recherche opérationnelle est le problème du voyageur de commerce (TSP), qui consiste à établir l'itinéraire optimal pour visiter un ensemble de nœuds tout en revenant au nœud d'origine à la fin. Bien que le TSP puisse sembler être un problème simple, en raison de sa nature combinatoire, il devient rapidement un problème très complexe. En effet, un TSP avec n clients à visiter contient $(n-1)!$ itinéraires possibles, c'est-à-dire que pour un TSP avec seulement 10 clients, il y a 362 880 itinéraires à évaluer si on devait faire une énumération complète. C'est cette explosion combinatoire qui rend impossible de résoudre de tels problèmes de manière optimale. Le VRP est une extension du TSP qui considère la possibilité d'avoir plusieurs itinéraires ou véhicules pour desservir un ensemble de clients. Le TSP et le VRP appartiennent tous les deux au groupe des problèmes NP-difficile et sont devenus un sujet de recherche majeur au fil des ans, figurant parmi les problèmes les plus étudiés au cours des dernières décennies. Compte tenu de sa complexité, les méthodes de résolution exactes du VRP sont fortement limitées par la taille des instances. La recherche s'est donc orientée vers le développement de méthodes approchées telles que les heuristiques, les métaheuristiques et les matheuristiques. Ces méthodes sont capables de résoudre des instances de grande taille tout en générant des solutions de bonne qualité dans un temps d'exécution compétitif.

Au cours des dernières décennies, la recherche sur le VRP s'est concentrée sur trois axes principaux :

1) le développement et la conception de méthodes plus efficaces ; *2*) l'applicabilité des modèles théoriques à la réalité industrielle ; *3*) et enfin, le développement de méthodes et modèles innovants capables d'intégrer les évolutions technologiques, sociétales, ainsi que les enjeux environnementaux.

1) Pour mesurer l'efficacité, les chercheurs s'appuient sur deux mesures lorsqu'ils comparent une méthode à une autre. D'une part, le temps d'exécution moyen avec lequel une méthode est capable de trouver une solution, un temps qui a également été réduit au fil des ans grâce à de nouveaux processeurs plus puissants. Et deuxièmement, une mesure indépendante des processus, la qualité de la solution trouvée, qui est minimisée ou maximisée en fonction de l'objectif du problème.

2) Ensuite, dans une volonté de rapprocher le monde académique et l'industrie, les modèles actuels cherchent à représenter de manière plus fine la réalité quotidienne des entreprises de transport. Pour cela, de nouvelles contraintes doivent être prises en compte et souvent, mais pas toujours, la complexité des problèmes à modéliser augmente. En principe, le plus important dans la création de tels modèles est de trouver un équilibre entre la vision du chercheur et la réalité de l'industrie, en tenant compte des aspects économiques, sociaux et environnementaux qui deviennent de plus en plus importants dans la prise de décision stratégique, tactique et opérationnelle.

3) Cependant, l'intérêt de la communauté scientifique et industrielle n'est pas seulement de rapprocher les modèles de la réalité, mais aussi de générer des idées et des modèles innovants qui ne subissent pas les conséquences des caractéristiques urbaines, mais qui au contraire parviennent à en tirer parti. Ces modèles cherchent d'une manière ou d'une autre à orienter la logistique du transport vers son avenir. Prenons par exemple l'utilisation de drones pour les livraisons du dernier kilomètre : En l'an 2015, lorsque [5] proposait ce type de modèle pour le TSP, il semblait impossible d'imaginer des véhicules aériens autonomes livrant des colis, et pourtant de grands groupes effectuent aujourd'hui les premières livraisons avec des drones. Aux États-Unis, Amazon, via son programme Amazon Prime Air, et UPS livrent en Californie, en Floride et au Texas [6] [7]. À Shenzhen, en Chine, ces drones livrent de la nourriture à domicile et permettent une livraison 150 % plus rapide que les modes de livraison traditionnels [8]. En effet, de plus en plus d'entreprises se tournent vers la possibilité d'utiliser des drones pour leurs livraisons [9] [10]. De même, l'utilisation de robots autonomes pour les livraisons est désormais une pratique dans plusieurs parties du monde [11] [12] [13]. Simultanément, l'utilisation de véhicules électriques pour réduire l'impact environnemental du dernier kilomètre est une pratique de plus en plus adoptée par les entreprises de transport [14] [15]. Enfin, il existe d'innombrables exemples illustrant la manière avec laquelle l'innovation en matière de VRP a progressivement forgé la réalité du transport d'aujourd'hui.

Ainsi, inspiré par la recherche de schémas de transport qui s'adaptent aux caractéristiques des zones urbaines et les exploitent, l'un des objectifs de cette thèse est de présenter des modèles innovants capables de réduire l'impact économique, social et environnemental des livraisons du dernier kilomètre. En outre, en incluant des contraintes spécifiques de ce contexte, ces modèles peuvent se rapprocher de la réalité à laquelle les entreprises de transport sont confrontées quotidiennement.

En conclusion, la Figure 1 présente un graphique résumant les différents axes de recherche et les contributions apportées à chacun d'entre eux. L'axe **A** se concentre sur la contextualisation du VRP dans les zones urbaines. La principale contribution de cet axe est la révision approfondie de la littérature portant sur trois aspects importants du VRP en milieu urbain ; le VRP multi-échelon, les stations de collecte autonomes ou les stations « *customer-to-parcel* » (C2P) et le recours à la synchronisation. De même, une autre contribution de cet axe est la définition et la formalisation des aspects urbains, tels que les restrictions d'accès, la synchronisation exacte, les contraintes de précédence, les temps d'attente, entre autres. L'axe **B** comprend la résolution exacte des modèles mono et multicritère. Dans cet axe, les principales contributions sont la modélisation mathématique de deux stratégies de distribution du dernier kilomètre qui, à notre connaissance, n'ont jamais été explorées dans la littérature auparavant. L'une est basée sur l'optimisation monocritère, introduisant des séries de contraintes spécifiques concernant le traitement des stations C2P, la synchronisation exacte et les zones grises dans un système de distribution à deux niveaux. Le second modèle a été développé en s'appuyant sur les principes de l'optimisation multicritère. Une méthode Epsilon-contrainte a été conçue pour résoudre un problème de tournées de véhicules collaboratif intégrant des stations C2P, visant à minimiser les émissions de gaz à effet de serre (GES) et à maximiser le niveau de service. Ce modèle introduit de nouvelles contraintes définissant le niveau de service en fonction de l'heure d'arrivée des véhicules et de la distance entre les clients et les stations vers lesquelles ils sont affectés. Les contributions des axes **C** et **E** sont basées sur le développement et l'application de deux méthodes approchées pour la résolution de nos schémas mono et multicritère. Nos algorithmes permettent d'obtenir de bonnes solutions pour nos modèles en un temps raisonnable. Enfin, les axes **D** et **F** présentent des études réalisées à partir de la mise en œuvre de nos algorithmes. Ces études constituent des outils importants pour les décideurs en matière de distribution lorsqu'ils définissent les caractéristiques de leurs politiques.

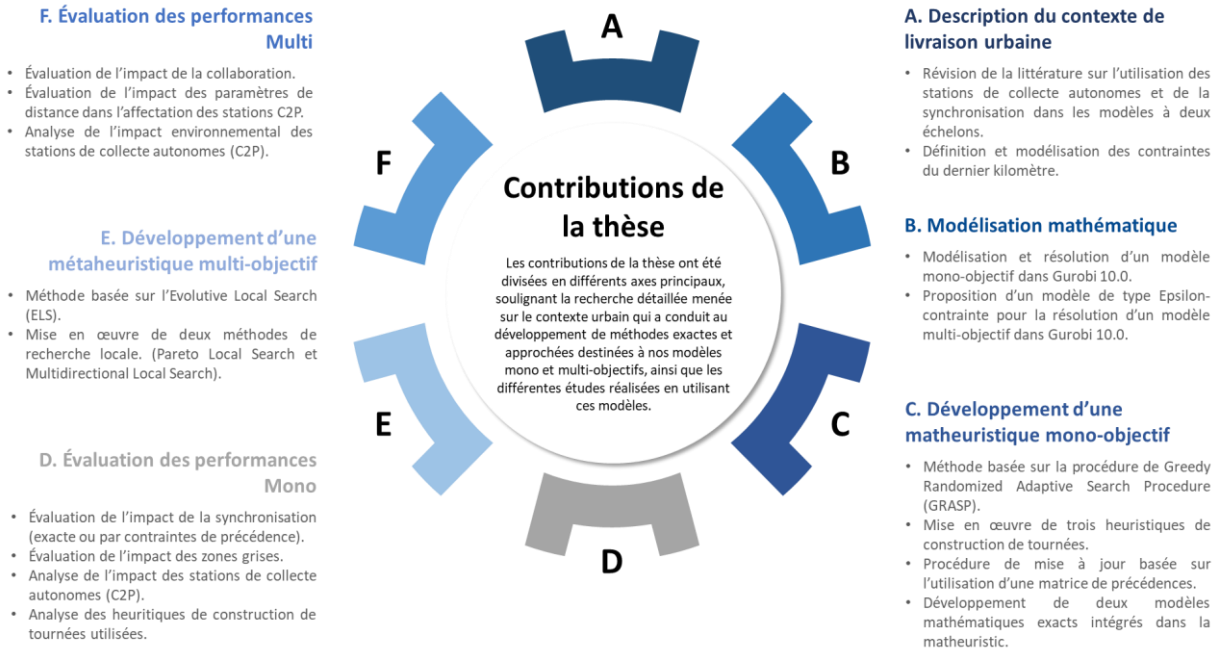


Figure 1 Contributions principales de la thèse

Motivation

Le transport joue un rôle important dans le fonctionnement du monde moderne. Il relie les personnes, les cultures, les villes, les pays et même les continents. Il est devenu rapidement l'un des piliers de l'économie. Le secteur des transports est un important générateur d'emplois et de richesses dans toute l'Europe. En effet, en 2021, on estimait que ce secteur créait plus de 6 millions d'emplois dans l'Union européenne (UE), la France étant le pays qui comptait le plus grand nombre d'emplois avec une participation de 13,9 % [16].

Cependant, les systèmes de transport actuels génèrent des problèmes graves et complexes. En effet, ce secteur a des répercussions négatives sur l'environnement et la santé humaine et est responsable de 25 % des émissions de gaz à effet de serre (GES) [17]. Ces émissions ont, par ailleurs, augmenté dans l'Union européenne (UE) presque chaque année depuis 2014 (à l'exception de la baisse de 2020 causée par la pandémie de COVID-19). Cela est principalement dû à la demande croissante de transport de marchandises, qui a augmenté de 22 % depuis l'an 2000 [17].

Outre les impacts environnementaux significatifs, les transports ont également des effets négatifs en matière d'accidents, de congestion et de bruit. On estime à 18,4 millions le nombre de personnes qui subissent des niveaux élevés de troubles chroniques dus à la pollution sonore causée par les transports. Parmi ces personnes, on estime à 5,5 millions le nombre de celles qui souffrent chroniquement de troubles du sommeil [18].

Malgré les efforts de l'UE pour réduire les impacts négatifs des transports, selon un rapport de l'Agence européenne pour l'environnement (EEA), ces améliorations en termes d'efficacité n'ont pas été suffisantes pour empêcher la croissance des émissions totales et il est nécessaire de passer à des schémas de transport plus écologiques [19]. De même, selon le Rapport sur les perspectives des transports 2023 du Forum international des transports (ITF), un défi crucial doit être relevé : Comment répondre à la demande croissante de transport urbain tout en réduisant les impacts générés par celui-ci [20].

C'est dans ce cadre que cette thèse explore des schémas de transport innovants qui peuvent jouer un rôle décisif dans la réduction de l'impact environnemental du transport de marchandises en milieu urbain. En effet, l'étude de ces modèles peut faciliter, pour les décideurs et les planificateurs logistiques, le passage à des politiques plus durables sur le dernier kilomètre, ceci en optimisant la capacité du système de transport de marchandises et en augmentant l'attractivité des politiques vertes pour les zones urbaines.

Structure de la thèse

Le présent manuscrit commence dans le chapitre I par donner quelques définitions clés des problèmes d'optimisation, leur classification et quelques méthodes pour les résoudre. Ensuite, un état de l'art présente formellement le problème de tournées de véhicules (VRP), les variantes étudiées dans le cadre de cette thèse, leurs caractéristiques et leur modélisation. Il détaillera également le contexte urbain, les livraisons du dernier kilomètre, la congestion de trafic urbain, la pollution environnementale et l'utilisation de véhicules à faibles émissions. Enfin, ce chapitre se termine par la définition formelle du problème de la thèse.

La thèse est ensuite divisée en deux sections : la première est dédiée à l'optimisation monocritère et la seconde à l'optimisation multicritère. Le Chapitre 2 présente formellement le schéma de distribution étudié ainsi que ses principales caractéristiques. Ensuite, le modèle de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP) avec ses différentes composantes (fonction-objectif, paramètres, variables de décision et contraintes) sera présenté. Ce chapitre se terminera par les résultats obtenus sur de petites instances en raison de la nature NP-difficile du problème, ce qui montre la nécessité d'utiliser des méthodes approchées.

Pour répondre à ce besoin, la méthode approchée développée est présentée dans le Chapitre 3 : *Approche Matheuristique Mono-Objectif*. Ce chapitre débute par un bref état de l'art sur les méthodes d'optimisation utilisées et leur importance. Ensuite, la matheuristique proposée est discutée en profondeur, ainsi que ses caractéristiques spécifiques. Les instances utilisées sont introduites et les résultats sont présentés. Enfin, des analyses de sensibilité sont exposées, montrant l'importance de l'inclusion des zones grises, de la synchronisation et des stations C2P dans les schémas de distribution du dernier kilomètre.

Abordant la section multicritère de la thèse, le Chapitre 4 : *Approche Mathématique Exacte Multi-Objectif* introduit d'abord un bref état de l'art présentant les concepts clés de l'optimisation multicritère. Ensuite, le deuxième schéma de distribution du dernier kilomètre étudié durant cette thèse est formellement défini. De même que dans le Chapitre 2, toutes les composantes du modèle mathématique sont présentées. En outre, la méthode exacte de résolution multicritère utilisée et les résultats obtenus pour de petites instances sont présentés.

Le chapitre 5 : *Approche Métaheuristique Multi-Objectif*, également dans la section multicritère, présente la métaheuristique développée pour résoudre des grandes instances du problème. Un bref état de l'art présente les caractéristiques générales de la méthode employée, puis approfondit les caractéristiques de notre métaheuristique. À la fin de cette section, les résultats, l'analyse des performances et l'analyse de sensibilité sont présentés.

Enfin, ce document se conclut en résumant les contributions de cette thèse, les résultats obtenus et les perspectives de recherche. La Figure 2 résume la structure de ce document.

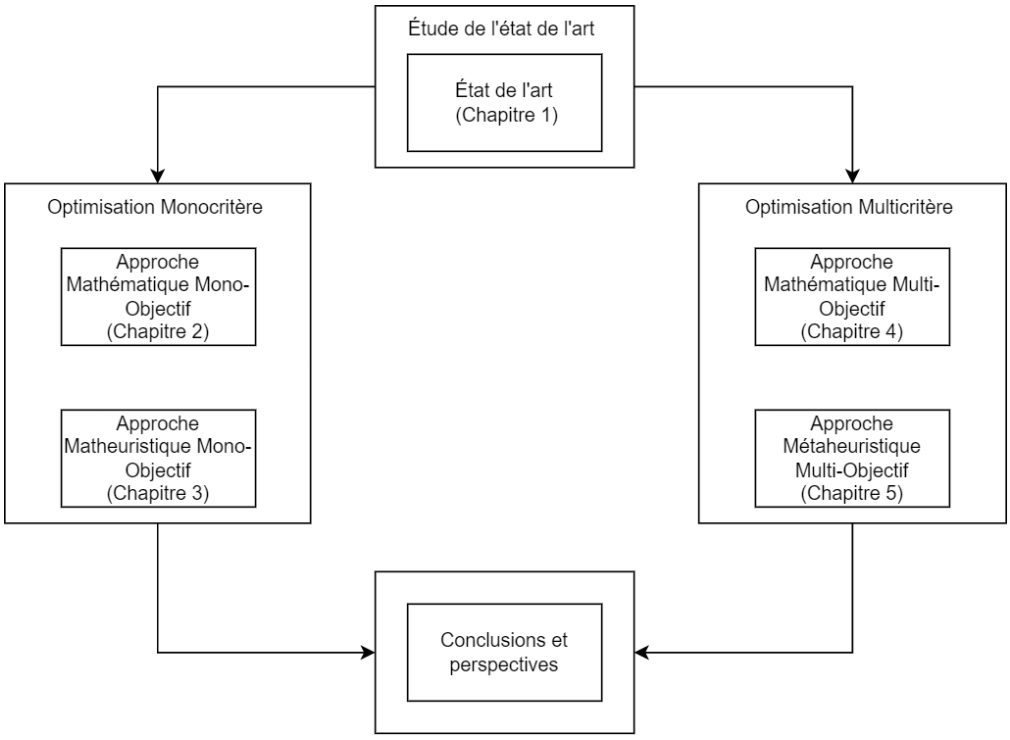


Figure 2 Organisation du manuscrit

CHAPITRE 1

ETAT DE L'ART

Ce chapitre présente quelques concepts généraux des problèmes d'optimisation et leur classification. Il abordera ensuite les problèmes de tournées de véhicules (VRP), en explorant en premier lieu le problème du voyageur de commerce (TSP). Nous illustrons leur importance dans la recherche opérationnelle et les méthodes de résolution les plus utilisées. Ensuite, nous détaillons les variantes de VRP étudiées dans cette thèse, nous fournissons des définitions importantes pour la compréhension de nos modèles, nous explorons les caractéristiques des VRP dans les zones urbaines et nous nous intéressons aux impacts environnementaux et sociaux des livraisons du dernier kilomètre. Enfin, ce chapitre se termine par la définition formelle de la problématique de la thèse.

Sommaire

1.1. Problèmes d'optimisation en recherche opérationnelle 13
1.1.1. Modélisation 14
1.1.2. Classification 15
1.1.3. Méthodes d'optimisation 18
1.2. Problème de tournées de véhicules (VRP) 26
1.2.1. Le problème du voyageur de commerce (TSP) 26
1.2.2. Le problème de tournées de véhicules (VRP) 28
1.2.3. Méthodes de résolution du VRP 32
1.3. Tendances récentes 37
1.3.1. Le VRP avec multiples options de livraison (VRP-CO) 37
1.4. Contexte urbain et véhicules à faibles émissions 40
1.4.1. Livraison du dernier kilomètre 40
1.4.2. Véhicules à faibles émissions 41
1.5. Conclusion 46

1.1. Problèmes d'optimisation en recherche opérationnelle

Pour comprendre l'optimisation, il est essentiel de s'interroger d'abord sur le concept d'optimalité. Ce concept peut être défini comme la condition, la valeur ou le montant le plus favorable ou le plus avantageux, notamment dans un ensemble particulier de circonstances. Ainsi, l'optimisation peut être définie comme l'identification d'une configuration optimale ou d'un optimum dans un système spécifique. En général, un problème d'optimisation consiste à minimiser ou à maximiser une ou plusieurs fonctions objectifs exprimées en fonction d'un ensemble de variables représentant une série d'options dans une situation particulière. Ainsi, l'optimisation combinatoire consiste à trouver les maxima ou les minima d'une fonction-objectif ƒ dont le domaine est un espace de configuration fini mais vaste.

De nombreux problèmes quotidiens peuvent être décrits comme des problèmes d'optimisation, car ils impliquent intrinsèquement la recherche de la meilleure solution parmi un ensemble, souvent exponentiel, de solutions [21]. Toutefois, l'un des domaines où ces problèmes ont été largement abordés est celui de la recherche opérationnelle. L'optimisation dans la recherche opérationnelle traite des problèmes de décision par la formulation et l'analyse de modèles mathématiques. Selon [22], ce processus commence par la compréhension et l'étude du problème, comme l'illustre la Figure 3. Ensuite, le problème est modélisé par le biais d'une formulation mathématique. Les variables et les relations entre elles sont définies pour décrire toutes les caractéristiques pertinentes du comportement du système à optimiser. Ensuite, dans la phase d'analyse, de multiples outils mathématiques sont appliqués pour générer des conclusions sur le modèle du système étudié (et non sur le problème lui-même). Enfin, pour compléter ce processus, il est important de déduire et d'interpréter les conclusions issues du modèle, ce qui permet de prendre des décisions concernant le problème modélisé. Parfois, l'analyse de ces conclusions conduit à des modifications de la formulation du problème.

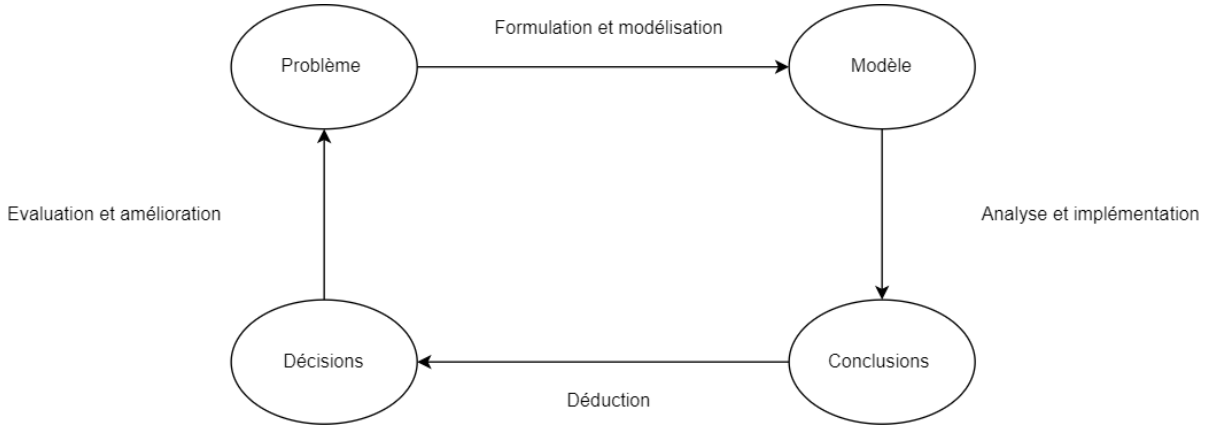


Figure 3 Processus de la recherche opérationnelle

1.1.1. Modélisation

S'il est clair que les problèmes d'optimisation visent à trouver la solution la plus favorable compte tenu d'un ensemble spécifique de circonstances, il est important, d'un point de vue scientifique, de définir comment une condition ou une solution peut être jugée favorable ou défavorable et comment les circonstances doivent être formellement définies. La réponse à chacune de ces questions est une étape essentielle et incontournable de tout problème d'optimisation : la modélisation mathématique. Cette modélisation, se compose de trois étapes fondamentales :

i. L'identification des variables de décision. Les variables de décision d'un problème représentent les décisions à prendre. De même, elles représentent les différentes configurations dans lesquelles le système peut se trouver et qui peuvent être modifiées afin d'améliorer ses performances. [23].

   Cette étape est souvent la plus compliquée et la plus importante d'un modèle mathématique. La plus compliquée en raison de la nécessité d'une compréhension approfondie du problème étudié et de l'expérience en matière d'optimisation pour choisir correctement quelles décisions peuvent avoir un impact sur le système. La plus importante parce que tout le reste du modèle sera désormais basé sur ces variables.

   Afin de les définir correctement, il est important de se demander ce qui est susceptible d'être décidé au sein du système et à ne pas confondre avec les paramètres d'entrée (coûts, prix, disponibilités, capacités, etc.). En général, les variables de décision sont représentées par un vecteur dans $\mathbb{R}^n$, communément appelé $x = (x_1 \ldots . x_n)^T$:

$$\mathrm{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x_n \end{pmatrix}$$

ii. Définition de la fonction-objectif. Le ou les objectifs permettent de hiérarchiser les décisions. Considérant un ensemble de variables de décision préalablement établies et une expertise sur le fonctionnement du système, l'objectif correspond à la formule ou à la fonction qui fournit une mesure de l'état du système, une valeur qui, selon la nature du problème, est recherchée comme étant la plus faible ou la plus élevée possible. Cette fonction qui dépend des valeurs des variables de décision $x = (x_1 \ldots . x_n)^T$ est communément désignée par $f(x)$.

iii. Établissement des limites du modèle. Description mathématique des limites spécifiques du modèle, spécifiant les valeurs que les variables de décision peuvent prendre. Ces limites dans les modèles d'optimisation sont appelées contraintes et sont généralement divisées en deux groupes : Les contraintes de type variable et les contraintes principales.

   Les contraintes relatives au type de variable sont les plus élémentaires du modèle.

> Définition 1.1.1.1 (Contraintes de type variable). Ces contraintes spécifient le domaine de définition des variables de décision. Ces variables définissent les ensembles de valeurs que les variables peuvent prendre.

En général, les variables peuvent être limitées à des valeurs continues non négatives, à des valeurs entières non négatives ou, dans le cas de variables binaires, être contenues dans l'intervalle $[0,1]$. Par exemple :

$$x_n \in [0,1] \; ; \; y_n \geq 0 \qquad (1.1.1.1)$$

La détermination des limites propres aux caractéristiques du système constitue les contraintes principales du problème d'optimisation.

> Définition 1.1.1.2 (Contraintes principales). Ces contraintes définissent les restrictions et les interactions, autres que les types de variables, qui limitent les valeurs des variables de décision.

Ce type de contraintes est spécifique à chaque problème et il n'existe pas de manière conventionnelle de les formuler. Dans les problèmes d'optimisation en recherche opérationnelle, certaines sont liées, par exemple, à la capacité : Capacité de production, capacité de stockage ou même capacité d'un véhicule de livraison. Dans de nombreux cas, elles sont faciles à observer, toutefois, cela dépend de la connaissance du problème et de sa complexité.

La modélisation des problèmes d'optimisation est un processus à la fois passionnant et difficile. En fait, même si les problématiques sont similaires, il n'existe pas de méthode universelle et le nombre de modèles pouvant être générés pour modéliser un même problème ne dépend que de la compétence et de l'imagination du spécialiste. Cependant, il est important de comprendre les outils et les concepts de base de l'optimisation afin de développer des modèles appropriés pour résoudre les problèmes d'optimisation en recherche opérationnelle.

1.1.2. Classification

Chaque type de problème d'optimisation diffère dans ses caractéristiques, soit par le nombre d'objectifs à optimiser, soit par le type de variables, entre autres. La Figure 4 propose une classification des problèmes d'optimisation.

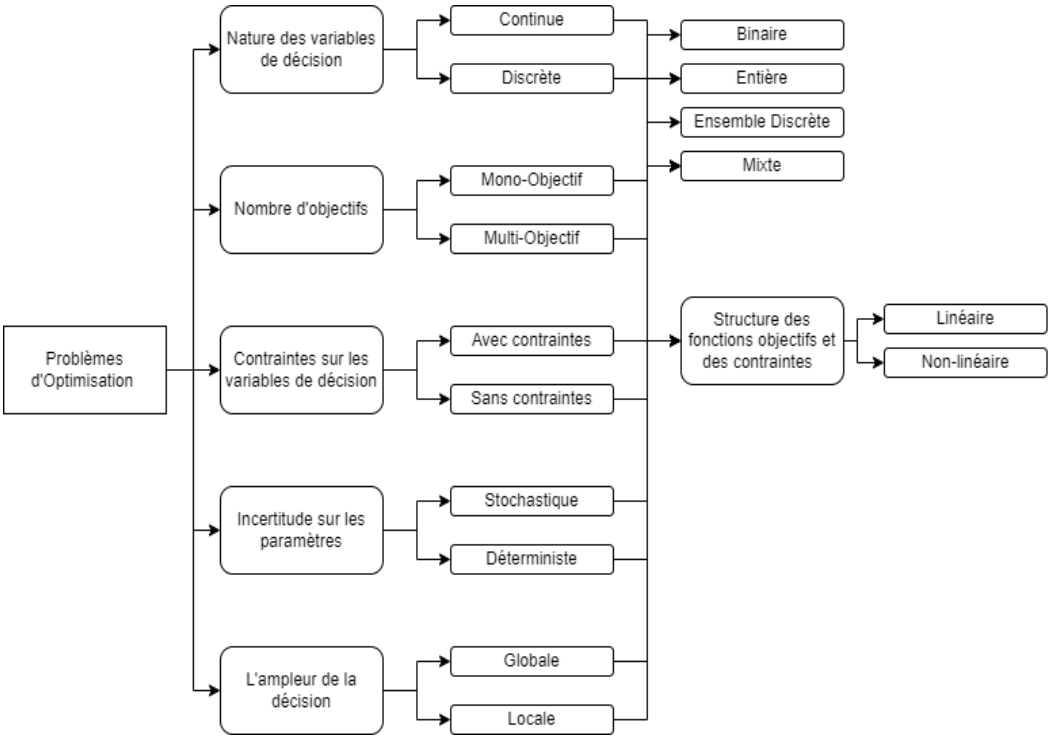


Figure 4 Classification des problèmes d'optimisation basée sur [24]

Nature des variables de décision

Optimisation continue : Problèmes dans lesquels les variables de décision peuvent prendre n'importe quelle valeur dans un intervalle continu. Par exemple une variable non négative continue peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle $[0, \infty]$

Optimisation discrète : Problèmes dans lesquels les variables de décision ne peuvent prendre que des valeurs discrètes ou entières. Dans cette catégorie, on trouve également l'optimisation binaire, où les valeurs des variables ne peuvent prendre que les valeurs zéro ou un.

Nombre d'objectifs

Optimisation mono-objectif : La majorité de la littérature sur l'optimisation se concentre sur ce type d'optimisation où il n'y a qu'un seul objectif à optimiser (minimiser ou maximiser).

Optimisation multi-objectif : Contrairement au cas mono-objectif, ces problèmes considèrent plusieurs objectifs généralement opposés à optimiser. Cela conduit à la création d'un ensemble de solutions dites de compromis, un concept clé dans le traitement de cette catégorie de modèles qui sera discuté plus en détail dans le Chapitre 4.

Nature des fonctions objectifs et des contraintes

Optimisation linéaire : Problèmes dans lesquels les fonctions objectifs et les contraintes sont linéaires par rapport aux variables de décision.

Optimisation non linéaire : Problèmes dans lesquels les fonctions objectifs ou les contraintes ne sont pas linéaires. Dans ce cas, nous pouvons trouver des optimisations quadratiques, géométriques, convexes, etc. Dans la pratique, les contraintes et les fonctions objectifs linéaires sont préférées aux fonctions non linéaires dans les modèles d'optimisation, principalement parce que chaque non-linéarité réduit la traçabilité par rapport aux formes linéaires.

Contraintes sur les variables de décision

Optimisation avec contraintes : Problèmes pour lesquels des contraintes sont imposées, limitant l'espace des solutions du problème.

Optimisation sans contraintes : Problèmes d'optimisation qui consiste à trouver le maximum ou le minimum d'une fonction-objectif où l'ensemble des solutions faisables est l'espace tout entier [25]. Ces problèmes sont plus simples à analyser et à résoudre que les problèmes d'optimisation avec contraintes [26].

Incertitude sur les paramètres

Optimisation stochastique : Ces modèles probabilistes ou stochastiques intègrent des paramètres avec un certain degré d'incertitude, représentés par des variables aléatoires.

Optimisation déterministe : Un modèle mathématique est appelé déterministe si toutes les valeurs des paramètres sont supposées être connues avec certitude, ne comportant aucun type d'aléa.

L'ampleur de la décision

Optimisation globale : L'objectif de ce type de problème est de trouver un optimum global. Le plus petit parmi tous les minima ou le plus grand parmi tous les maxima.

Optimisation locale : L'objectif est de trouver un optimum local, c'est-à-dire un optimum dans une sous-partie de l'ensemble de solutions dans le voisinage d'un point de départ.

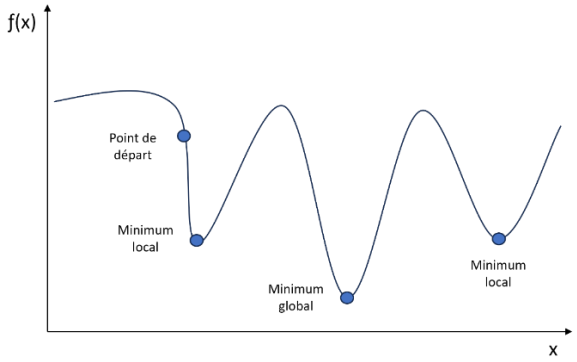


Figure 5 Différence entre minimum local et global

1.1.3. Méthodes d'optimisation

Après la formulation du modèle d'optimisation, il est important de se concentrer sur les outils d'optimisation dont on dispose pour le traiter. En fonction de sa complexité, le problème peut être résolu à l'aide de méthodes exactes ou de méthodes approchées. Les méthodes exactes ou les algorithmes d'énumération complète permettent d'obtenir des solutions garantissant leur optimalité. Néanmoins, pour les problèmes NP-difficiles, tels que le problème du voyageur de commerce ou le problème de tournées de véhicules, les algorithmes exacts requièrent un temps de calcul non polynomial. Pour résoudre ces problèmes en un temps raisonnable, les méthodes approchées telles que les heuristiques et les métaheuristiques peuvent être employées. Ces dernières sont capables de fournir des solutions de bonne qualité sans garantir l'optimalité globale. La Figure 6 présente une classification des méthodes de résolution des problèmes d'optimisation basée sur [27]

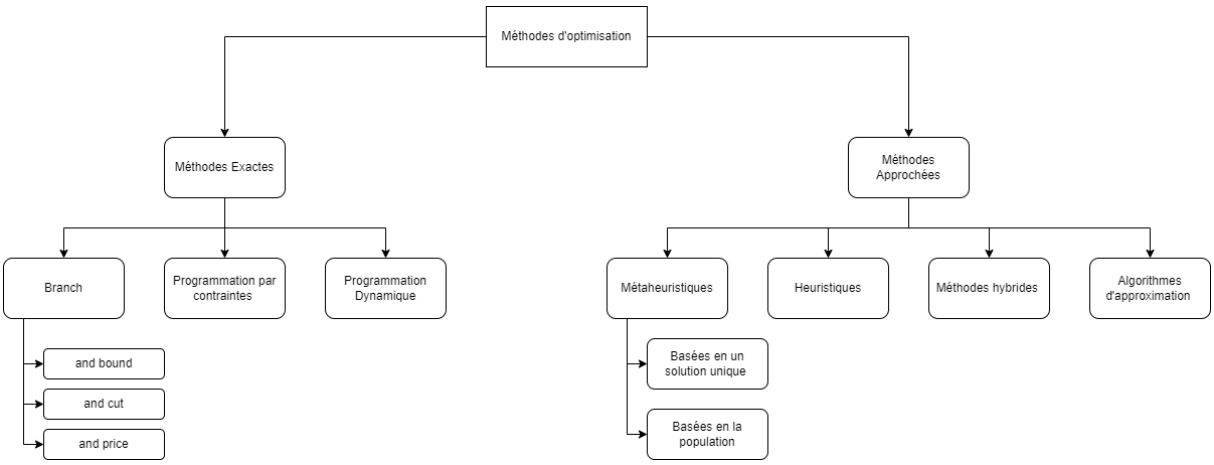


Figure 6 Classification des méthodes d'optimisation

Méthodes exactes

Parmi les méthodes exactes de résolution des problèmes d'optimisation, certains algorithmes classiques se distinguent. Les méthodes énumératives comprennent les algorithmes de branchement et la programmation dynamique. Pour ces types d'algorithmes de structures arborescentes, la recherche est effectuée sur l'ensemble de l'espace de recherche et le problème est résolu en le subdivisant en sous-problèmes plus simples. En parallèle, les autres méthodes de résolution exacte englobent également la programmation par contraintes et les algorithmes de recherche itérative tels que les algorithmes dichotomiques.

Algorithmes de branchement

La méthode Branch-and-Bound (B&B) a été développée pour explorer de manière implicite les espaces de solution pour l'optimisation globale de problèmes non convexes et combinatoires [28]. C'est une stratégie qui décompose le problème en sous-problèmes sur une structure arborescente. Chaque sous-problème représente un nœud de l'arbre et le problème principal se trouve au nœud racine. Le processus de division d'un sous-problème en sous-problèmes plus petits est appelé branchement et les sous-problèmes sont appelés branches. Il est important de noter qu'une branchement indéfinie n'aboutira qu'à une énumération explicite de la région réalisable. Par conséquent, pour éviter une énumération explicite, chaque fois que cela est possible, une branche est élaguée, ce qui signifie que son sous-problème ne sera plus divisé. L'idée principale de B&B est d'utiliser intelligemment les limites de la valeur objective des sous-problèmes ou problèmes relaxés pour élaguer les branches.

D'autre part, un algorithme générique, communément appelé Branch-and-Price, basé sur la génération de colonnes et B&B, est introduit pour résoudre des programmes entiers à grande échelle. Dans cet algorithme, à chaque itération, un sous-problème est résolu, et un ensemble d'arcs (colonnes) est introduit dans le « Restricted Master Problem » (RMP) avant d'appliquer les techniques B&B. Ces colonnes ajoutent de nouvelles variables pour affiner la solution, tandis que les techniques B&B ajoutent de nouvelles contraintes pour partitionner l'espace de solution et effectuer le branchement [29, 30].

En parallèle, basés sur la génération de lignes au lieu de la génération de colonnes, les algorithmes Branch & Cut ont également été utilisés. Fondamentalement, ces algorithmes reposent sur des plans de coupe et du B&B. Par conséquent, les algorithmes Branch & Cut modifient la stratégie B&B de base en tentant de renforcer la relaxation continue du programme linéaire par l'ajout d'inégalités valides (lignes) avant de brancher sur une solution fractionnaire. Cette approche permet d'améliorer la qualité des solutions en éliminant les solutions fractionnaires non désirées avant le branchement.

Programmation par contraintes

La programmation par contraintes est un paradigme de programmation basé sur les concepts d'arbres de recherche et d'implications logiques. Cette méthode de résolution est basée sur deux processus fondamentaux : la propagation et la recherche. L'étape de propagation, associée à un ensemble de contraintes, consiste à filtrer ou à réduire dans les domaines des variables les valeurs qui ne peuvent pas conduire à une solution réalisable. L'étape de recherche qui suit est basée sur une procédure de recherche arborescente.

Programmation dynamique

La programmation dynamique repose sur le principe de récursivité. Cette forme d'optimisation par étapes se traduit par une séquence de décisions partielles permettant d'éviter l'énumération totale de chaque élément de l'espace de recherche en éliminant les séquences de décisions partielles qui ne peuvent pas conduire à une solution optimale.

Les méthodes de résolution exactes ne peuvent généralement être appliquées qu'à de petites instances de problèmes NP-difficiles comme le TSP et, par conséquent, le VRP. Cependant, la taille du problème n'est pas le seul indicateur utilisé pour décrire la difficulté du problème ; en fait, le même algorithme exact appliqué à de grandes instances d'un problème peut être incapable de résoudre de petites instances d'un autre type de problème. En raison de l'incapacité des algorithmes exacts à trouver des solutions dans des délais raisonnables, les méthodes approchées peuvent fournir des solutions de bonne qualité dans des temps considérablement plus courts.

Méthodes approchées

Parmi les méthodes approchées, deux catégories d'algorithmes se distinguent : les algorithmes d'approximation et les algorithmes heuristiques. La différence entre ces deux catégories réside dans le fait que, pour les algorithmes d'approximation, également appelés algorithmes à garantie de performance, la qualité de la solution peut être estimée *a priori*. En revanche, les algorithmes heuristiques fournissent des solutions dont la qualité ne peut être évaluée qu'*a posteriori* (de manière expérimentale) et n'offrent donc aucune garantie a priori.

Les algorithmes heuristiques visent à fournir de bonnes solutions pour les grandes instances. En effet, ces algorithmes sont utilisés pour une grande variété de problèmes en raison de leurs bonnes performances et de leurs temps d'exécution courts. Les algorithmes heuristiques peuvent être divisées en deux catégories : les heuristiques spécifiques et les métaheuristiques. Dans le premier cas, les heuristiques spécifiques sont des algorithmes conçus spécifiquement pour un type de problème et ne sont donc pas facilement adaptables à d'autres types de problèmes d'optimisation. Les métaheuristiques, en revanche, sont des algorithmes généraux qui peuvent être plus facilement adaptés à presque tous les types de problèmes d'optimisation. En général, ces deux concepts ne sont pas complètement distincts. En effet, dans la construction d'une métaheuristique, une ou plusieurs

heuristiques spécifiques peuvent être incluses pour l'adaptation de l'algorithme au problème spécifique à traiter [27].

Heuristiques spécifiques

Comme indiqué précédemment, les heuristiques sont des techniques de résolution approchée qui peuvent être en particulier utilisées pour résoudre des problèmes combinatoires complexes. Depuis le développement de la théorie de la complexité dans les années 1970, les heuristiques ont joué un rôle clé dans la recherche de solutions à des problèmes complexes dans des applications réelles [31].

Les heuristiques sont particulières à chaque problème et sont souvent basées sur des principes logiques ou intuitives qui permettent la construction rapide de solutions. Dans le cas du TSP, nous trouvons, par exemple, l'heuristique du plus proche voisin. Dans cette heuristique, le critère de décision pour sélectionner le prochain nœud à visiter est basé sur la distance la plus courte entre le dernier nœud visité et les autres nœuds non visités, ce qui permet une construction rapide de la tournée.

Algorithmes d'approximation (à garantie de performances)

Dans ce type d'algorithme, la borne de la solution obtenue par rapport à l'optimum global est garantie [32]. L'étude de ces algorithmes permet une meilleure connaissance de la difficulté du problème d'optimisation considéré et peut en retour fournir des éclaircissements significatifs pour la conception des heuristiques efficaces. Néanmoins, une propriété notable de ces algorithmes est qu'ils sont très dépendants des caractéristiques du problème, ce qui limite leurs applications. Parmi les algorithmes d'approximation les plus connus en matière de TSP, on trouve l'algorithme de *Christofides*. La garantie de performance de cet algorithme repose sur une analyse mathématique complexe basée sur la construction d'un circuit eulérien et l'élimination de sous-tours. Cet algorithme garantit que la longueur de la solution finale est à moins de $3/2$ fois la longueur de la solution optimale.

Métaheuristiques

Les métaheuristiques sont des méthodes d'optimisation qui permettent de résoudre de grandes instances de problèmes complexes en produisant des solutions de bonne qualité en un temps raisonnable. Lorsqu'on parle de solutions de bonne qualité et non de solutions optimales, il est important de noter que dans la plupart de cas les métaheuristiques ne fournissent aucune garantie de performance. Cependant, une métaheuristique est une procédure de niveau supérieur par rapport aux heuristiques spécifiques qui tente d'échapper aux extrema locaux afin de mieux explorer l'espace de solution. Ce type d'algorithme est applicable à un grand nombre de problèmes de recherche opérationnelle et a par conséquent suscité beaucoup d'intérêt au cours des 25 dernières années.

Lors de la conception d'une métaheuristique, il est crucial de prendre en compte deux critères fondamentaux : la diversification et l'intensification. La diversification consiste à explorer diverses régions de l'espace de recherche, afin d'éviter de se concentrer uniquement sur un ensemble restreint de zones. L'intensification, quant à elle, se focalise sur l'exploration approfondie des solutions au sein d'une région spécifique de l'espace de recherche, comme illustré dans la Figure 7.

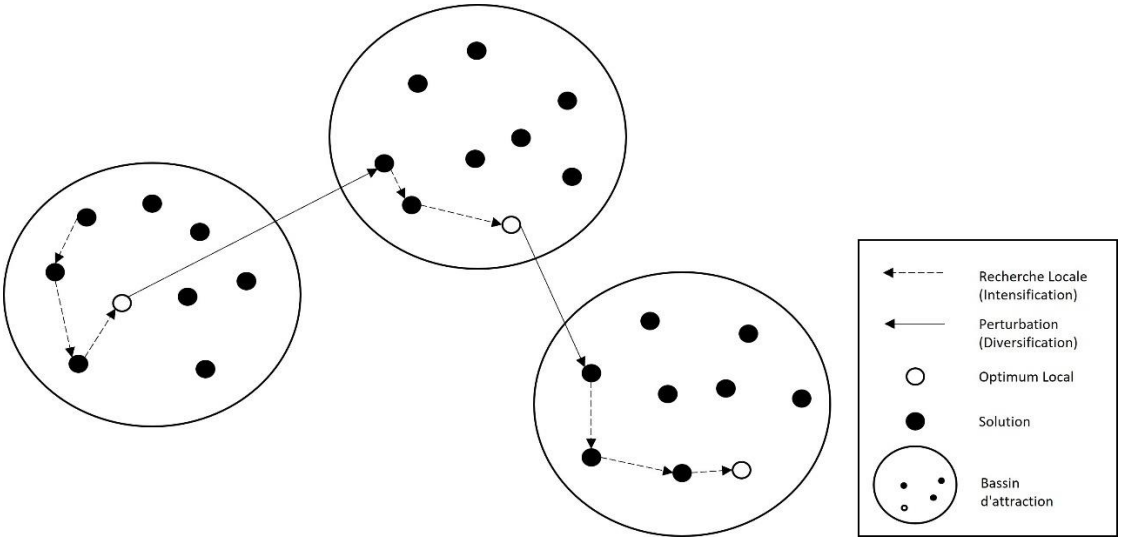


Figure 7 Stratégies d'exploration de l'espace de recherche

Différents types de métaheuristiques ont été développés au fil des ans. Ils peuvent être classés en deux groupes : les métaheuristiques basées sur une population de solutions et les métaheuristiques basées sur une solution unique.

Les métaheuristiques basées sur une population ou un ensemble de solutions génèrent de nouvelles solutions en combinant les solutions entre elles (comme les algorithmes génétiques (GA), les algorithmes mémétiques (MA) et le *Scatter Search* (SS)) ou par le biais de processus d'apprentissage et de coopération entre les solutions (comme le *Particle Swarm Optimization* (PSO) et l'*Ant Colony Optimization* (ACO)).

Algorithme 1.1	Modèle général de P-Métaheuristiques
1 :	$P_0 =$ Générer (P_0) {Génération de la population initiale}
2 :	$n = 0$
3 :	**Do**
4 :	Générer (P'_n) {Génération d'une population de nouvelles
5 :	solutions}
6 :	$P_{n+1} =$ Sélection $(P_n \cup P'_n)$ {Sélection de la nouvelle
7 :	population}
8 :	$n = n + 1$
9 :	**While** Critère(s) d'arrêt satisfait(s)
	Sortie : Meilleure solution(s) trouvée(s)

Le schéma le plus général de ce type de métaheuristique, également appelée P-métaheuristique, commence par la génération de la population initiale de solutions (voir Algorithme 1.1). Cette génération peut se faire de quatre manières différentes : aléatoire, séquentielle, parallèle ou heuristique. Une fois que cette population a été définie, un processus itératif démarre en générant de nouvelles solutions, puis en les qualifiant selon un critère prédéterminé (appelé fitness dans les algorithmes génétiques) et en sélectionnant un sous ensemble qui constituera ensuite une nouvelle population. Pour éviter les optima locaux, des aspects aléatoires sont généralement inclus dans la constitution de la nouvelle population (mutations dans le cas des algorithmes génétiques). Finalement lorsqu'un critère d'arrêt est satisfait, la meilleure solution trouvée est présentée. Les P-métaheuristiques varient dans les procédures de génération et de sélection, ainsi que dans la gestion de la mémoire employée pendant la recherche.

Algorithme 1.2	Modèle général de S-Métaheuristiques
1 :	**Entrée :** S_0 {Solution initiale}
2 :	$n = 0$
3 :	**Do**
4 :	Générer $(set(S_n))$ {Génération d'un ensemble de solutions
5 :	candidates à partir du voisinage de S_0}
6 :	$S_{n+1} = Sélectionner(set(S_n))$ {Sélectionner une solution
7 :	dans l'ensemble pour remplacer la solution actuelle S_n}
8 :	$n = n + 1$
9 :	**While** Critère(s) d'arrêt satisfait(s)
10 :	**Sortie :** Meilleure solution trouvée

Pour leur part, les métaheuristiques basées sur une solution unique, également appelées S-métaheuristiques, permettent l'évolution de la solution par le biais d'un processus itératif particulier (voir Algorithme 1.2). Dans ce processus particulier, il est nécessaire de définir au moins un voisinage qui permet de passer d'une solution à une autre dans l'espace de recherche. Parmi ce type de métaheuristiques, on peut citer le recuit simulé (SA), la procédure *Greedy Randomized Adaptive Search* (GRASP), la recherche Tabou (TS), le *Variable Neigborhood Search* (VNS), le *Iterated Local Search* (ILS), le *Large Neighbourhood Search* (LNS) et *l'Adaptative Large Neighbourhood Search* (ALNS).

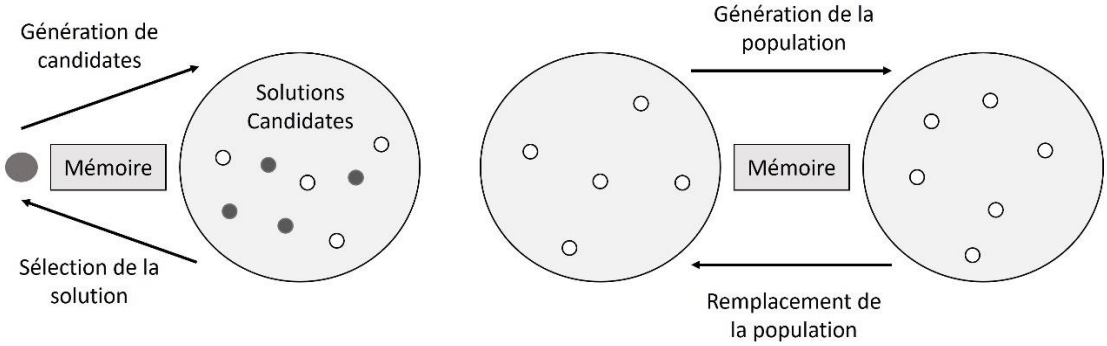


Figure 8 Principes généraux des métaheuristiques basées sur une solution unique (à gauche) et des métaheuristiques basées sur une population (à droite) [27]

Les S-métaheuristiques consistent en des trajectoires de recherche se déplaçant d'une région de l'espace de recherche à une autre. Les processus de génération et de substitution sont appliqués de manière itérative à une solution unique. Dans la phase de génération, une solution est obtenue à partir de la solution actuelle par des transformations locales. Un cas particulier dans lequel plusieurs solutions sont générées au cours de cette phase est appelé « *Evolutionary Local Search* » (ELS) et elle peut être généralement classée dans la catégorie P-métaheuristique. Dans l'étape de substitution, communément appelée règle de transition ou stratégie d'acceptation, si lors de la phase précédente une solution de meilleure qualité est trouvée, cette dernière remplace la solution actuelle. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait. Ces processus peuvent être à mémoire ou sans mémoire. Dans le cas d'un processus avec mémoire, l'historique de recherche stocké dans la mémoire peut être exploité pour la constitution de l'ensemble de solutions candidates et la sélection de la nouvelle solution. L'une des métaheuristiques les plus populaires utilisant cette caractéristique est la recherche Tabou.

Outre cette classification générale, ces algorithmes peuvent également être classés en fonction de critères multiples :

- **Algorithmes inspirés par la nature :** de nombreuses métaheuristiques ont été inspirées par des phénomènes présents dans la nature (Tableau 1 Type de population pour certaines P-métaheuristiques inspirées par la nature). Parmi ces dernières, on trouve les algorithmes évolutionnaires, inspirés des processus génétiques et évolutifs. Les algorithmes d'immunité artificielle inspirés des principes et des processus du système immunitaire naturel. Les colonies d'abeilles et de fourmis basées sur le comportement animal. L'optimisation par essaims particulaires, inspirée des sciences sociales, et le recuit simulé, inspiré de principes et de processus physiques.

Métaheuristique	Type de population
Algorithmes évolutionnaires	Population d'individus
Scatter Search	Population de solutions
Colonies de fourmis	Matrice de phéromones
Colonies d'abeilles	Population d'abeilles
L'optimisation par essaims de particules	Population de particules
Algorithmes immunitaires artificiel	Population d'anticorps

Tableau 1 Type de population pour certaines P-métaheuristiques inspirées par la nature

- **Algorithmes utilisant de la mémoire :** Toutes les métaheuristiques n'extraient pas les informations de manière dynamique pendant la recherche de solutions, c'est-à-dire que certaines métaheuristiques n'ont pas de capacité de mémoire pendant la génération ou la sélection des solutions. Les métaheuristiques les plus connues de ce type sont le GRASP et le recuit simulé. D'autres métaheuristiques, telles que la recherche Tabou, disposent d'une mémoire à court ou à long terme qui leur permet, pendant la recherche, d'exploiter cet historique lors de la génération de l'ensemble des solutions candidates et de la sélection de la nouvelle solution.

- **Algorithmes déterministes et stochastiques :** dans le cas des métaheuristiques non déterministes, certaines règles aléatoires sont appliquées pendant la recherche de la nouvelle solution S_t, comme dans le cas du recuit simulé et des algorithmes évolutionnaires. En revanche, un algorithme métaheuristique déterministe, comme dans le cas de la recherche Tabou, résout un problème d'optimisation en prenant des décisions purement déterministes. Pour cette raison, l'utilisation de la même solution au début de l'algorithme produira toujours la même solution à la fin, alors que dans le cas stochastique, la même solution initiale peut donner lieu à des solutions finales différentes.

Méthodes Hybrides

Ces dernières années, une plus grande attention a été accordée à l'hybridation des méthodes d'optimisation. Cette hybridation permet généralement d'obtenir de meilleurs résultats pour de nombreux problèmes d'optimisation [27]. En effet, la combinaison d'algorithmes heuristiques, de programmation mathématique, de programmation par contraintes et même de techniques de *machine learning* se sont révélées puissantes pour améliorer les performances des stratégies de recherche dans la conception des algorithmes.

Parmi ces types d'hybridation, la combinaison de plusieurs métaheuristiques [33] [34] et la combinaison de métaheuristiques avec la programmation mathématique [35] [36], également appelée matheuristique, sont les plus utilisées dans le domaine de la recherche opérationnelle. [37]

Il est important de s'interroger sur les situations dans lesquelles les méthodes approchées doivent être utilisées pour résoudre les problèmes d'optimisation. En effet, il n'est pas approprié d'utiliser ce type de méthodes pour des problèmes qui peuvent être résolus efficacement par des méthodes exactes. La nature du problème et sa complexité sont une première indication de la difficulté du problème, mais ce n'est pas la seule caractéristique qui permet de valider l'utilisation de méthodes approchées. La taille des instances à résoudre est également importante à prendre en compte. Même dans les problèmes NP-difficile, de petites instances peuvent être résolues à l'optimalité de manière efficace. Aussi, il est essentiel, avant de déterminer le type de méthode heuristique à utiliser, de vérifier si le problème à résoudre peut-être réduit à un problème pour lequel il existe des algorithmes connus en temps polynomial capables de résoudre le problème avec exactitude [27].

1.2. Problème de tournées de véhicules (VRP)

1.2.1. Le problème du voyageur de commerce (TSP)

Le problème du voyageur de commerce consiste, étant donné une liste de nœuds ou de villes à visiter, à trouver le chemin le plus court permettant au voyageur de visiter chaque ville une et une seule fois, tout en revenant à la ville de départ tel qu'illustré dans la Figure 9. Formellement, ce problème peut être défini sur un graphe comprenant un ensemble de villes $V = \{v_1, v_2, \ldots, v_N\}$. Pour chaque paire de villes $\{v_i, v_j\}$ distinctes, est associée une distance connue $d(v_i, v_j)$. L'objectif est de trouver un ordre α des villes qui minimise la distance totale.

$$\sum_{i=1}^{N-1} d(v_{\alpha(i)}, v_{\alpha(i+1)}) + d(v_{\alpha(N)}, v_{\alpha(1)}) \qquad (1.2.1.1)$$

Cette distance totale est également appelée longueur de voyage, car elle correspond à la longueur du trajet que le voyageur devra effectuer pour visiter les villes dans l'ordre spécifié par α tout en revenant à la ville d'origine. Dans le cadre de cette étude, nous ne considérerons que le cas symétrique, dans lequel la distance satisfait $d(v_i, v_j) = d(v_j, v_i)\ \forall\ i, j\ \in\ [1, \ldots, V]$. En termes de complexité, étant donné un ensemble de villes de taille N, considérant le TSP symétrique, le nombre de solutions réalisables est donné par l'expression $(V-1)!/2$.

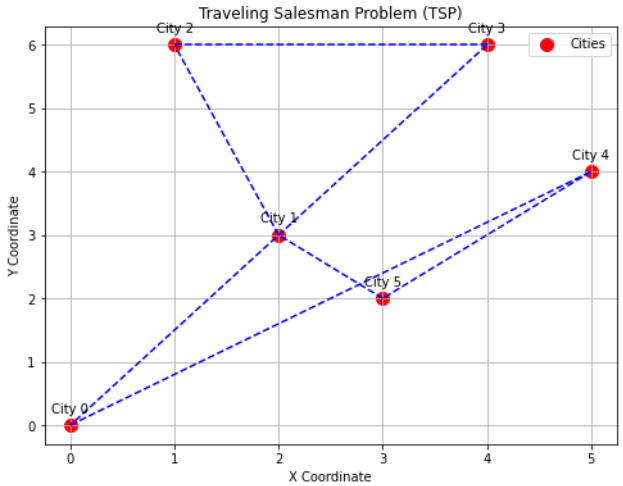


Figure 9 Exemple d'instance du TSP

Outre l'optimisation des itinéraires de transport en recherche opérationnelle, le TSP a de nombreuses autres applications dans différents domaines d'intérêt. En effet, le TSP a été appliqué à l'intégration à grande échelle de la fabrication de puces électroniques [38] et à la cristallographie aux rayons X [39]

L'aspect artistique du TSP a également été exploré, créant des images en variant la densité des villes à traverser [40] comme illustré dans la Figure 10.

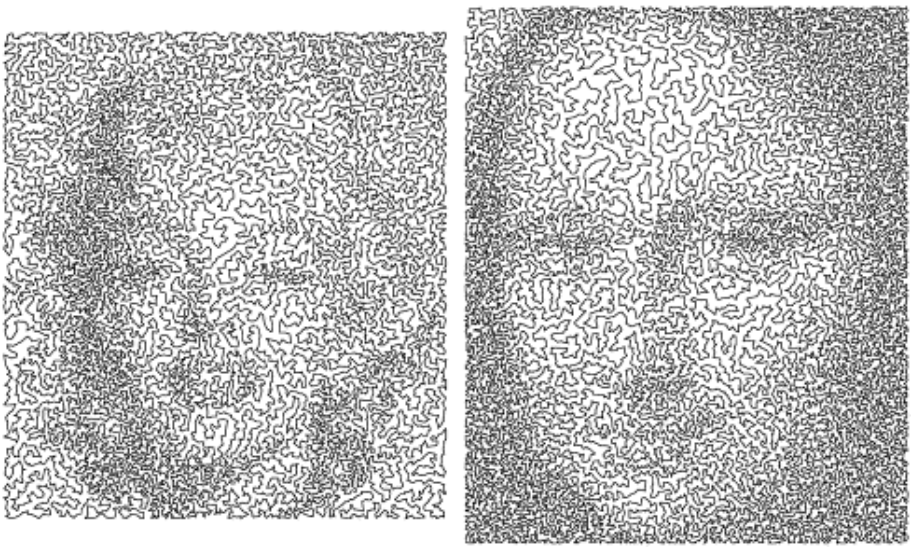


Figure 10 Illustrations de Marilyn Monroe avec 20332 villes et de Mona Lisa avec 27486 villes dans [40]

La formulation du TSP a été introduite en 1954 [41] en utilisant une stratégie de réduction qui consistait à relaxer les contraintes du modèle et à les réintroduire progressivement une fois que la solution relaxée ait été trouvée. Ce premier modèle comportait 49 villes et nécessitait 21 coupes pour être résolu. Depuis cette date, le TSP ayant été l'un des sujets les plus étudiés et grâce à la puissance croissante des ordinateurs, le nombre maximum de villes dans les instances résolues de manière optimale a augmenté. En 1980, [42] a résolu une instance de 120 villes allemandes en ajoutant des plans de coupe au code de programmation linéaire commercial. Par la suite, [43] a résolu un TSP avec 318 villes et ce nombre de villes n'a cessé d'augmenter depuis : [44] avec 532 villes, [45] avec 2,392, [46] avec 7,397, [47] avec 13509, [48] avec 15,112 et [49] avec finalement 85,900 en 2006 grâce à un puissant solveur basé sur les branchements et les coupes appelé Concorde.

Actuellement, Concorde est l'algorithme exact le plus performant disponible pour la résolution du TSP, capable de fournir de bonnes solutions pour des instances comptant jusqu'à plus de 1,000,000 de villes [50]. En ce qui concerne le temps d'exécution de Concorde, [49] ont analysé ce dernier sur 189 instances uniformes aléatoires et ont constaté qu'il augmente comme une fonction exponentielle de la taille de l'instance $|V|$. De leur côté, [51] ont démontré que le temps d'exécution médian requis par Concorde augmente avec la taille de l'instance $|V|$ et qu'il est de la forme $ab\sqrt{|V|}$, $o\grave{u}\ a \approx 0.21, b \approx 1.24$ sur 192 instances aléatoires uniformes. En conclusion, [52] a démontré que le solveur exact Concorde est très efficace pour les instances comportant jusqu'à 1000 sommets (de l'ordre de quelques secondes) et peut trouver des solutions optimales pour les instances comportant jusqu'à 3000 nœuds moyennant un temps d'exécution plus long (de l'ordre de quelques minutes à quelques heures).

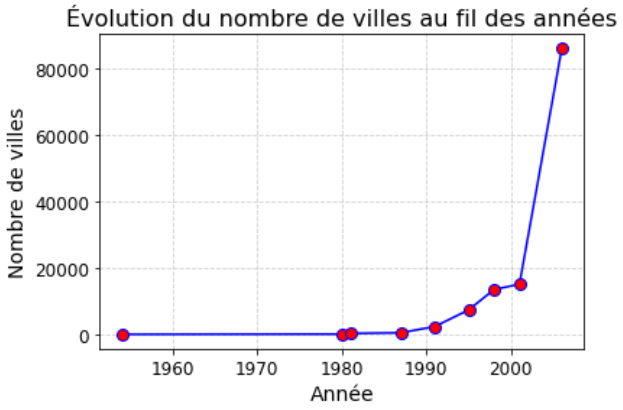


Figure 11 Evolution de nombre de villes pour le TSP résolu de manière exacte

1.2.2. Le problème de tournées de véhicules (VRP)

Le problème de tournées de véhicules (VRP) illustré dans la Figure 12 est l'un des problèmes d'optimisation combinatoire les plus étudiés en raison de son importance dans le domaine de la logistique de distribution et transport. Ce problème peut être simplement présenté comme la détermination des itinéraires optimaux de livraison ou de collecte d'une flotte donnée de véhicules desservant un ensemble de clients, sous un ensemble de contraintes. Formellement, le VRP est défini sur un graphe orienté $G = (V, A)$, où $V = \{v_0, \ldots, v_n\}$ est l'ensemble de nœuds et $A = \{(v_i, v_j): v_i, v_j \epsilon V, i \neq j\}$ est l'ensemble des arcs. Le nœud v_0 représente le dépôt où se trouve habituellement le stock des marchandises à transporter et où est localisée une flotte $F = \{f_0, \ldots, f_m\}$ de véhicules identiques. Cette valeur de m est préalablement fixée ou est bornée par une valeur constante $m' \leq n$. Les autres nœuds représentent les clients, les villes, etc. au sein du réseau de distribution ou de collecte. Les distances entre les paires de nœuds (v_i, v_j) sont représentées par une matrice non négative $D = (d_{i,j})$ définie sur A et chaque nœud v_i est associé à une demande positive. Selon le contexte du problème, D peut être interprétée comme le coût de l'itinéraire ou le temps de parcours. De la même manière que nous l'avons vu précédemment avec le TSP, quand $d_{i,j} = d_{j,i}$ le problème est dit symétrique. D'autre part, lorsque la capacité des véhicules ou les demandes des clients ne sont pas prises en compte, on considère cela comme un TSP Multiple (m-TSP). En effet, le m-TSP est interprété comme une relaxation du VRP [53].

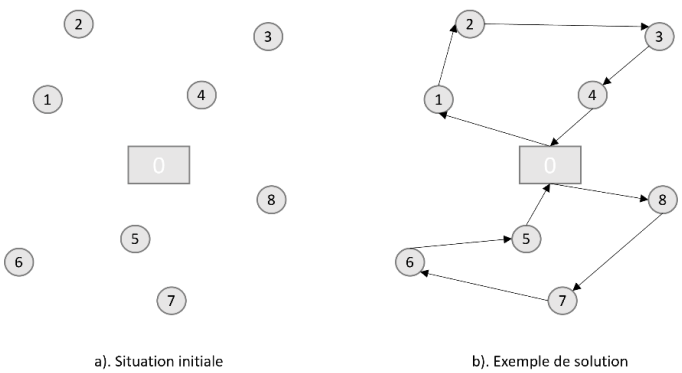


Figure 12 Exemple de VRP

Depuis l'introduction du premier modèle mathématique pour le TSP, qui constitue un cas particulier du VRP, en 1954, le VRP a fait l'objet de nombreuses recherches. Ce grand intérêt provient de la grande applicabilité de ce problème. En effet, le transport est l'un des axes centraux de l'économie actuelle, étant essentiel dans la grande majorité des activités humaines, telles que le transport de marchandises, la fourniture de services [54], le traitement des déchets [55] et la logistique humanitaire [56]. En même temps, l'intérêt pour ce problème d'optimisation a également permis le développement de méthodes exactes et approchées applicables à de nombreux autres problèmes de recherche opérationnelle, ce qui fait du VRP un axe de recherche important pour le développement scientifique.

Le VRP comme généralisation du TSP est également NP-difficile [57]. Ce problème consiste à déterminer *m* itinéraires au coût minimum, chacun débutant et se terminant au dépôt initial et ne visitant chaque client qu'une seule fois, sous certaines contraintes qui incluent :

- La capacité limitée des véhicules, qui exige que la charge ne dépasse pas cette limite à tout moment.

- Chaque véhicule effectue un seul itinéraire qui démarre et se termine au dépôt. Toutefois, dans le cas d'un VRP à trajets multiples (VRP-*Multi-Trip* ou VRPMT), un seul véhicule peut parcourir plusieurs itinéraires au cours d'une période donnée [58, 59].

- La demande des clients doit être satisfaite, qu'il s'agisse de marchandises à livrer ou à collecter. Traditionnellement, cette demande doit être satisfaite par un seul véhicule, ce qui signifie qu'un client ne peut être visité plus d'une fois. Toutefois, dans certains cas, la demande peut être fractionnée, puis satisfaite par plusieurs véhicules effectuant des livraisons partielles au cours de la période donnée, comme dans le cas d'un VRP avec livraisons partielles (*Split-Delivery*-VRP ou SDVRP) [59, 60, 61]. Dans d'autres cas, lorsque l'horizon temporel est divisé en plusieurs périodes, le client peut être visité plusieurs fois au cours de cet horizon temporel, comme dans le cas d'un VRP multi-période (*Periodic*-VRP ou PVRP) [62, 63].

- Les itinéraires commençant dans un dépôt doivent se terminer dans le même dépôt. Toutefois, il est possible d'autoriser un véhicule à terminer son itinéraire à n'importe quel nœud client, comme dans l'Open VRP [64, 65].

- Parfois les clients doivent être desservis dans certains intervalles de temps spécifiques (*Time Windows* VRP ou TWVRP). Ces périodes sont appelées fenêtres de temps et contiennent deux limites : e_i, qui correspond à la limite inférieure de la fenêtre temporelle, et l_i, qui correspond à la limite supérieure. Elles peuvent être de trois types, comme l'illustre la Figure 13:

    - Fenêtres de temps souples (e_i, l_i) : dans ce cas, les véhicules sont autorisés à servir le client à n'importe quel moment. Toutefois, lorsque le client est servi en dehors de la fenêtre horaire, une pénalité proportionnelle est appliquée.

    - Fenêtres de temps mixtes $[e_i, l_i)/(e_i, l_i]$: Dans le cas mixte, les véhicules sont autorisés à servir le client en dehors de l'une des deux limites de leurs fenêtres de

temps. Lorsque le véhicule sert le client en dehors de cette limite, une pénalité doit être appliquée.

- Fenêtres de temps dures $[e_i, l_i]$: Dans ce cas, les véhicules ne sont autorisés à servir les clients que dans l'intervalle de temps spécifié par leurs fenêtres de temps. Si les véhicules arrivent avant l'ouverture de la fenêtre, ils doivent attendre le temps e_i pour commencer le service.

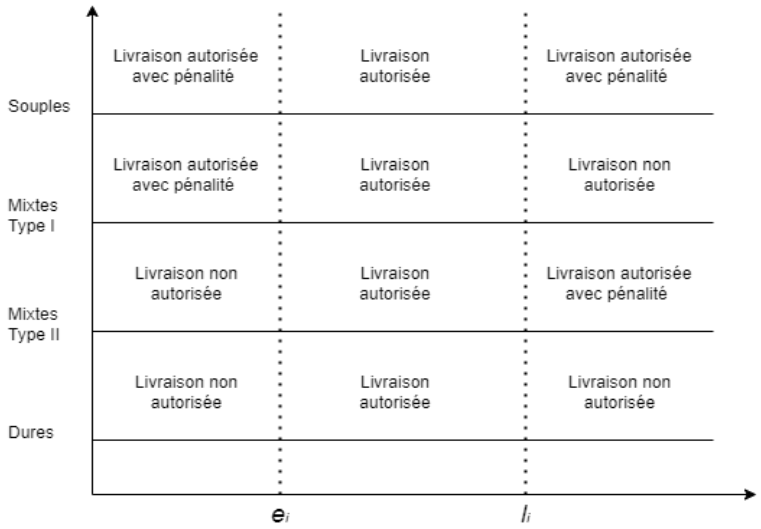


Figure 13 Types de fenêtres du temps

- Les contraintes de précédence et de synchronisation affectent l'ordre dans lequel les clients doivent être visités sur un itinéraire. Par exemple, dans le VRP avec *backhauls*, les véhicules doivent effectuer toutes les livraisons avant de commencer les collectes de retours [58, 66].

Une revue de l'état de l'art du VRP est présentée dans [67]. Dans cette étude, les différents types de VRP sont classés en fonction des types de décisions qui doivent être prises pour leur modélisation. Le VRP à voyages multiples et le VRP périodique sont examinés en détail. En outre, [68] présente une revue de l'état de l'art qui classe les VRP en fonction du nombre d'objectifs à traiter et se concentre sur les caractéristiques spécifiques à la livraison en milieu urbain.

Le problème de tournées de véhicules avec capacité (CVRP)

L'une des versions les plus élémentaires du VRP, qui a donné naissance à de nombreuses autres variantes, est le VRP avec capacité (CVRP). Le CVRP est un problème de tournées avec des demandes déterministes qui doivent être satisfaites en une seule visite, c'est-à-dire que les livraisons partielles ne sont pas autorisées. Une flotte de véhicules identiques ou homogènes commence et finit au même dépôt leurs trajet, et la charge de chacun d'entre eux ne doit pas dépasser la limite fixée. L'objectif du

CVRP est de minimiser le coût total de distribution, qui comprend les coûts fixes d'utilisation des véhicules lorsque la taille de la flotte n'est pas définie et le coût lié à la distance parcourue.

Le CVRP fait partie du problème de tournées sur nœuds. Dans ce cas, les demandes positives sont associées aux nœuds, contrairement au problème de tournées sur arcs dans lequel les demandes sont associées aux arcs et qui est couramment utilisé pour les problèmes de collecte des déchets. Formellement, le CVRP est défini sur un graphe orienté $G = (V, A)$ où A représente l'ensemble des arcs et V l'ensemble des nœuds avec v_0 comme nœud de dépôt d'où la flotte F de véhicules homogènes de capacité Q commence ses livraisons pour servir n clients avec des demandes positives q_i. Pour chaque arc $(i, j)\ \epsilon\ A$, une distance positive $d_{i,j}$ et un temps de trajet $T_{i,j}$ associés ainsi qu'un coût $c_{i,j}$. Un temps de service s_i peut être également défini pour chaque noeud v_i.

Il existe plusieurs formulations mathématiques pour modéliser le CVRP. La principale différence réside dans la méthodologie utilisée pour éliminer les sous-tours, c'est-à-dire les circuits qui n'incluent pas le dépôt. Une formulation mathématique basée sur [1] est exposée ci-dessous, où le nœud du dépôt est représenté par v_0 pour le départ des véhicules et une copie v_{n+1} est utilisée pour le retour à la fin des livraisons. Les variables binaires $x_{i,j,k}$ sont égales à 1 si le véhicule k traverse l'arc (i, j) et à 0 sinon ; et les variables entières $t_{i,k}$ définissent le temps d'arrivée du véhicule k au nœud i.

$$\min \sum_{k\epsilon K} \sum_{(i,j)\epsilon A} c_{ij}.x_{i,j,k} \qquad (1.2.1.2)$$

$$\sum_{j\epsilon V\setminus\{i\}} \sum_{k\epsilon K} x_{i,j,k} = 1 \qquad \forall i\ \in V\ \{v_0, v_{n+1}\} \qquad (1.2.1.3)$$

$$\sum_{j\epsilon V\setminus\{i\}} x_{i,j,k} = \sum_{j\epsilon V\setminus\{i\}} x_{j,i,k} \qquad \forall i\ \in V\ \{v_0, v_{n+1}\}, \forall\ k \in F \qquad (1.2.1.4)$$

$$\sum_{i\epsilon V\setminus\{0,n+1\}} \sum_{j\epsilon V\setminus\{i\}} q_i.x_{i,j,k} \leq Q \qquad \forall k \in F \qquad (1.2.1.5)$$

$$t_{i,k} + s_i + T_{i,j} \leq t_{j,k} + M\left(1 - x_{i,j,k}\right) \qquad \forall i\ \in V\ \{v_0, v_{n+1}\} \qquad (1.2.1.6)$$

$$x_{i,j,k}\ \in\ \{0,1\} \qquad \forall (i,j) \in A, \forall k\ \in F \qquad (1.2.1.7)$$

$$t_{i,k} \geq 0 \qquad \forall i \in V\ \{v_0, v_{n+1}\}, \forall k\ \in F \qquad (1.2.1.8)$$

La fonction-objectif (Eq. 1.2.1.2) minimise le coût total des arcs traversés pendant la distribution. Les contraintes (Eq. 1.2.1.3 et 1.2.1.4) sont des contraintes de continuité des routes, qui impliquent qu'un seul véhicule k est autorisé à servir un client i et qu'une fois le client servi, le véhicule doit quitter ce nœud. La capacité des véhicules n'est pas dépassée grâce à la contrainte (Eq. 1.2.1.5). La contrainte (Eq. 1.2.1.6) élimine les sous-tours ; si le véhicule k va du nœud i à j ($x_{i,j,k} = 1$), la constante positive

M est supprimée et la contrainte devient seulement $t_{i,k}$, de sorte que le véhicule k ne peut aller à j qu'après avoir servi i et parcouru la distance d_{ij} représentée par le temps T_{ij}. Enfin, les contraintes (Eq. 1.2.1.7 et 1.2.1.8) définissent les types de variables comme binaires et positives pour $x_{i,j,k}$ et $t_{i,k}$ respectivement.

1.2.3. Méthodes de résolution du VRP

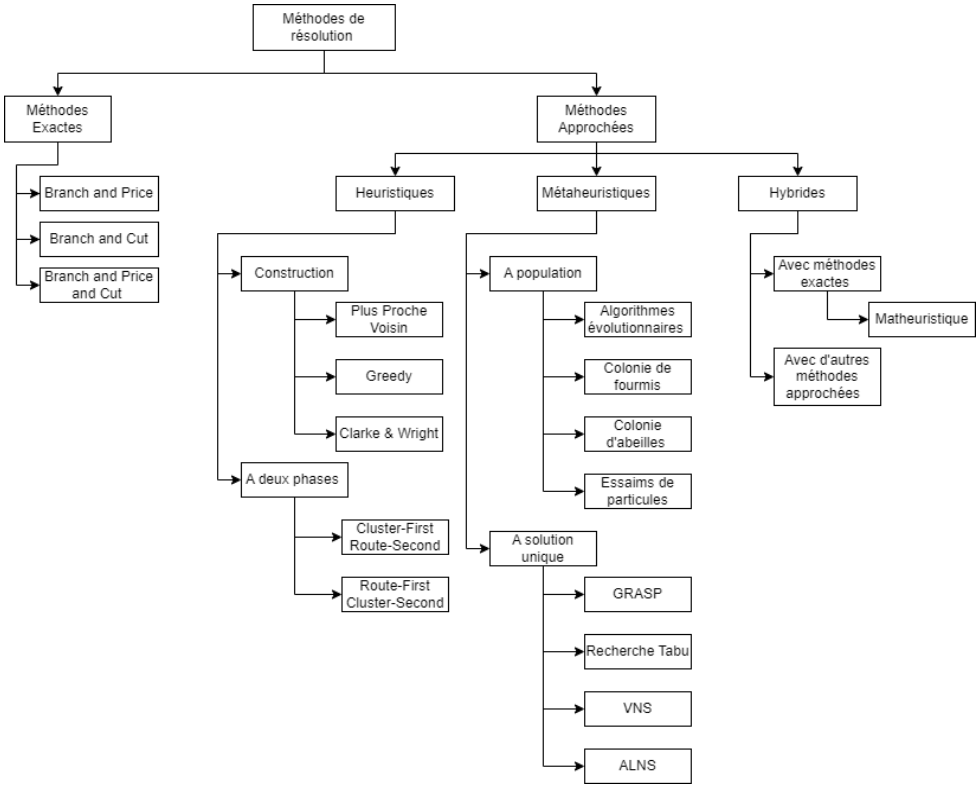


Figure 14 Méthodes de résolution pour le VRP

Les problèmes de tournées soulevés par des applications réelles sont de plus en plus complexes ce qui justifie le recours à des algorithmes d'optimisation avancés pour les résoudre. En effet, en raison du commerce électronique et de la croissance de la population urbaine, le nombre de clients et les différents types de véhicules utilisés par les prestataires de services augmentent. Le développement d'algorithmes d'optimisation efficaces est un élément clé pour obtenir des niveaux élevés de service aux clients tout assurant l'efficience des opérations. Il existe dans la littérature une grande variété de stratégies de résolution de VRP, qui changent généralement en fonction du type de VRP à traiter. Comme pour tout problème d'optimisation, ces stratégies vont des méthodes exactes aux heuristiques et métaheuristiques. Les méthodes exactes sont capables de générer des solutions optimales, tandis que les méthodes heuristiques et métaheuristiques offrent des solutions de bonne qualité sans garantir leur optimalité. En raison de la nature combinatoire du VRP, les méthodes exactes ne conviennent généralement qu'aux problèmes à petite taille qui, selon la complexité du problème, peuvent aller jusqu'à certaines instances de 200 clients. Pour traiter des instances plus grandes ou des problèmes plus complexes, dont la recherche de la solution exacte prend beaucoup de temps, il est

préférable d'utiliser des méthodes heuristiques et métaheuristiques. La Figure 14 illustre les différentes approches pour résoudre les VRP et a été adaptée à partir du contenu des références [69] et [70].

Méthodes exactes

Les méthodes exactes pour résoudre CVRP, TWVRP et leurs variantes comprennent, comme pour la plupart des problèmes d'optimisation, des approches de type *Branch and X* (*bound, cut, price, cut and price, etc*), des méthodes de programmation dynamique et des méthodes de génération de colonnes, comme mentionné précédemment dans la Section 2.1.3. La méthode B&B a été adaptée pour le VRP par Fisher en 1994 [71]. Du fait que la performance des algorithmes B&B dépend de la qualité des bornes obtenues le long de l'arbre de recherche, ces algorithmes peuvent être combinés avec la génération de coupes, constituant ainsi les algorithmes *Branch-and-Cut* [27, 72], ou encore avec la génération de colonnes, résultant en des algorithmes *Branch and Price* [73]. Les algorithmes *Branch and X* restent les approches exactes dominantes pour le VRP.

Heuristiques de construction

Le plus proche voisin

L'algorithme du plus proche voisin (NN) est l'une des heuristiques les plus connues pour la génération de solutions pour le VRP et ses variantes. Dans la version traditionnelle de cet algorithme, les itinéraires sont construits de manière séquentielle, ce qui signifie que la création d'un nouvel itinéraire ne commence que lorsque l'itinéraire précédent est terminé. Le principe de cet algorithme est d'imiter le voyageur qui choisit sa prochaine destination en utilisant un seul critère de décision : visiter le client le plus proche qui n'a pas encore été visité. Cette heuristique de construction peut être mise en œuvre en $O(n^2)$ [1] pour n clients mais ne fournit généralement pas les meilleurs résultats, notamment dans le cas de problèmes comportant des contraintes supplémentaires telles que des fenêtres temporelles. En fait, si le client le plus proche à visiter est celui dont la fenêtre temporelle est la plus éloignée, l'itinéraire obtenu ne pourra pas être prolongé et un nouvel itinéraire sera généré pour visiter le prochain client. Cette stratégie aboutit à un nombre excessif de véhicules, ce qui impacte négativement la qualité de la solution [74].

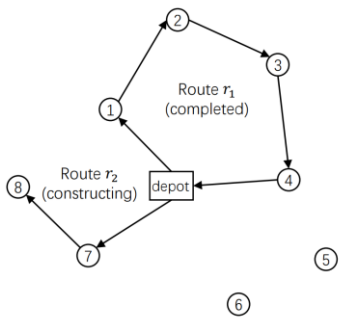


Figure 15 Fonctionnement de l'Heuristique du Plus Proche Voisin. Source : [74]

Clarke-and-Wright

L'heuristique d'économies de Clarke-and-Wright (CW) est un algorithme heuristique de tournées de véhicules développé par Clarke & Wright [75]. Contrairement à NN, cette heuristique part d'une solution complète mais très coûteuse qui génère n routes, une pour chacun des n clients, commençant et se terminant au dépôt ($n = 0$).

Dans la version traditionnelle du CW chaque itération évalue les économies des fusions possibles entre deux routes et exécute la fusion qui permet d'obtenir les économies les plus importantes, comme l'illustre la Figure 16. L'heuristique se termine lorsqu'il n'y a pas d'économies positives ou lorsqu'aucune autre fusion de tournées n'est possible à cause des contraintes de capacité ou des fenêtres de temps par exemple.

Dans la pratique, cette heuristique donne de bons résultats et, en moyenne, de meilleurs résultats que NN. Cela s'explique par le fait qu'en fusionnant les itinéraires à chaque itération, les coûts d'utilisation d'un véhicule sont économisés. Par conséquent, l'algorithme a tendance à minimiser à la fois les coûts totaux et le nombre total d'itinéraires dans la solution finale. L'évaluation complète de toutes les fusions à chaque itération produit un algorithme en $O(n^3)$. Cependant, en définissant chaque fusion comme l'arc joignant deux routes et en utilisant des algorithmes de tri rapide, l'algorithme peut être exécuté en $O(n^2 log_2 n)$.

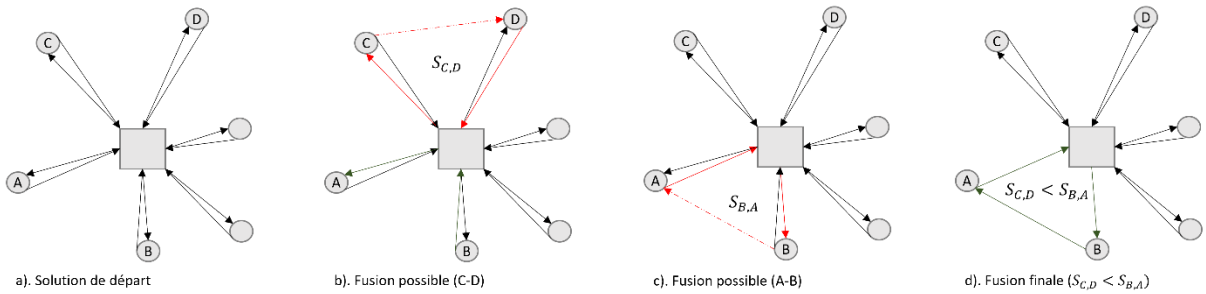


Figure 16 Exemple de deux fusions possibles dans l'heuristique de Clarke et Wright

Méthode de la Meilleure Insertion

La méthode de la meilleure insertion (aussi appelé méthode d'insertion) commence par initialiser une tournée visitant un seul client et puis insère les clients non encore affectés un par un dans les tournées, mais pas nécessairement à la fin de chaque tournée, contrairement à NN. Ici, à chaque itération, l'insertion ayant le coût minimum est effectuée. La complexité temporelle maximale de la méthode d'insertion est $O(n^3)$.

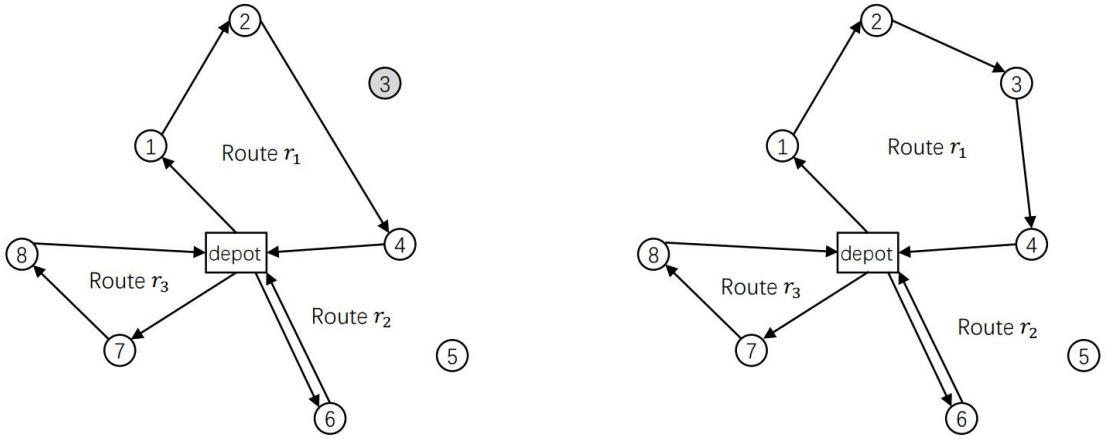


Figure 17 Fonctionnement de l'Heuristique de la Meilleure Insertion. Source : [74]

Méthodes en deux phases

Les méthodes en deux phases peuvent être divisées en deux catégories : *Cluster-first Route-second* et *Route-first Cluster-second*.

Cluster-first Route-second :

La technique du *Cluster-first Route-second* repose sur l'idée de créer des clusters ou groupes de clients dont la demande totale respecte la capacité du véhicule. Chaque cluster peut alors être considéré comme un sous-ensemble de clients attribués à un véhicule. Pour chacun des clusters, les itinéraires sont traités comme un TSP. Plusieurs approches peuvent être utilisées pour définir les clusters : l'algorithme de balayage développé par Gillet et Miller [76] utilise des secteurs angulaires centrés sur le dépôt pour créer les clusters nécessaires. L'heuristique de Fisher et Jaikumar [77] génère des clusters compacts et équilibrés en résolvant un problème d'affectation généralisée (GAP) et une relaxation lagrangienne. D'autres méthodes utilisent des secteurs angulaires et des anneaux et districts imbriqués [78] ou l'heuristique des pétales [79, 80] pour générer les clusters.

Route-first Cluster-second :

L'approche *Route-first Cluster-second* est principalement basée sur l'idée de créer une tournée géante représentant la solution d'un problème de type TSP obtenu après relaxation des contraintes de capacité. Ensuite, cette tournée géante est découpée en tours compatibles avec la capacité d'un véhicule. Cette approche a été introduite par Beasley en 1983 [81] et puis formalisée et testée sur plusieurs instances dans les travaux de Prins en 2004. [82]. La

procédure de découpage, appelée SPLIT dans ce dernier travail a été exploitée dans un algorithme mémétique qui évalue les chromosomes encodés comme des tournées géantes. Prins a montré que les algorithmes de type *Route-first Cluster-second* pouvaient être aussi efficaces que les méthodes avancées de l'époque basées sur la recherche Tabou. L'espace de recherche étant considérablement réduit grâce aux tournées géantes, de nombreuses métaheuristiques utilisent encore ces techniques de découpage en tournées pour résoudre de nombreuses variantes du CVRP. Prins et al. présentent un examen de plus de 70 publications qui utilisent cette technique [83].

Amélioration des tournées

Bien que pour les problèmes classiques, les heuristiques proposent généralement un bon équilibre entre l'efficacité et la qualité, ce dernier indicateur de performance se dégrade avec l'augmentation de la complexité et de la taille du problème. Par conséquent, les solutions heuristiques sont souvent couplées à des procédures de recherche locale ou d'amélioration. Ces dernières, par le biais de modifications simples apportées à la solution, permettent d'atteindre rapidement une solution voisine de meilleure qualité.

Un concept fondamental dans la définition des processus de recherche locale est la définition des voisinages. Ces derniers sont considérés comme l'ensemble des solutions qui peuvent être obtenues en appliquant une modification élémentaire à une solution initiale [84, 1]. Par conséquent, les voisinages sont structurés de telle manière qu'en effectuant des mouvements, une nouvelle solution puisse être obtenue. Généralement, ce type de procédure contient deux types de mouvements ; les mouvements intra-route et les mouvements inter-route [85]. Il existe deux stratégies pour l'application des procédures de recherche locale. Dans le premier cas, la politique du meilleur mouvement améliorant examine tous les voisins possibles pour sélectionner celui qui a l'impact le plus élevé sur la qualité de la solution. Dans le second cas, la politique de premier mouvement améliorant parcourt le voisinage et choisit le premier voisin améliorant. Certains auteurs préfèrent cette politique à celle du meilleur mouvement améliorant, car la sélection du premier voisin qui améliore l'état actuel sans poursuivre l'exploration du voisinage présente en général des performances meilleures [86]. Le lecteur intéressé pourra se référer à [1, 87] pour plus de détails sur les voisinages et leurs caractéristiques.

Parmi les mouvements de recherche locale les plus fréquemment utilisés, on trouve les heuristiques 2-opt et 3-opt. L'algorithme 2-opt supprime itérativement deux segments de la solution existante pour reconnecter les deux nouveaux trajets créés d'une manière différente. La reconstitution doit être effectuée de manière à ce que l'ensemble du trajet reste valide, ce qui inclut généralement l'inversion d'une partie du trajet. Lorsqu'il n'y a plus de mouvements 2-optimaux susceptibles d'améliorer la qualité de la solution, le trajet est dit 2-optimal. L'algorithme 3-opt fonctionne de la même manière, mais au lieu de supprimer deux segments, il en supprime trois du trajet initial. Cela signifie qu'il existe plus d'une seule façon de reconnecter les trois chemins en un trajet valide. Lorsqu'il n'y a plus de mouvements 3-optimaux susceptibles d'améliorer la qualité du trajet, le trajet est dit 3-optimal. Si un itinéraire est 3-optimal, il est également 2-optimal [88]. D'autres mouvements de recherche locale et leurs performances peuvent être trouvés dans [89].

Les procédures de recherche locale peuvent souvent se retrouver bloquées dans des optima locaux. Les métaheuristiques sont présentées comme une bonne approche pour surmonter ce problème. Les métaheuristiques sont des procédures de haut niveau [90] basées sur un processus de génération itératif qui guide une heuristique en combinant plusieurs stratégies pour explorer et exploiter l'espace de recherche [91].

Comme évoqué précédemment, les métaheuristiques peuvent être classées en deux catégories : les méthodes manipulant une solution unique lors d'une itération, et les méthodes à population. Dans le premier cas, la solution optimale est recherchée en traitant une solution de départ unique, en passant d'un voisinage à l'autre à travers des stratégies d'intensification et de diversification. Les méthodes basées sur la population utilisent quant à elles un ensemble de solutions qui interagissent d'une certaine manière afin d'aboutir à une solution de meilleure qualité. Beaucoup de métaheuristiques ont été développées pour le VRP, dans la première catégorie, on trouve des méthodes telles que le recuit simulé (SA) [92], la recherche Tabou (TS) [93], la recherche de voisinage variable (VNS) [94], la descente de voisinage variable (VND) [92], et la recherche locale itérée (ILS) [95], entre autres. Les métaheuristiques basées sur la population comprennent les algorithmes génétiques (GA) [61], l'optimisation par colonies de fourmis (ACO) [34] et la recherche dispersée (*Scatter Search* ou SS) [96]. Davantage d'informations sur les méthodes de résolution de type métaheuristique dédiées au VRP sont disponibles dans [97, 98, 99, 1, 100].

1.3. Tendances récentes

De nombreuses variantes au CVRP existent dans la littérature, nous présentons ici celles les plus en lien avec notre étude.

1.3.1. Le VRP avec multiples options de livraison (VRP-CO)

Afin de réduire les coûts de livraison, d'optimiser l'utilisation de la capacité des véhicules des flottes de transport et de réduire les frais liés à des livraisons inattendues, le modèle VRP avec options de livraison multiples (VRP-CO) est introduit. Dans ce modèle, des options de livraison autres que la livraison à domicile sont possibles. Parmi les plus courantes, on trouve l'utilisation de stations de retrait autonomes telles que des casiers ou des points de retrait. De même, des modèles plus innovants utilisant des concepts tels que les conducteurs occasionnels et les casiers mobiles ont été introduits ces dernières années.

Casiers et points de retrait

Parmi les options de livraison les plus courantes, autres que la livraison à domicile, figurent les consignes et les points de retrait. En effet, selon une étude mondiale réalisée en 2020 par Statista, les

consignes et les points de retrait sont les méthodes de livraison du dernier kilomètre qui connaissent la croissance la plus rapide [101]. Ces stations, également appelées stations « *Customer-to-Parcel* » (C2P), peuvent être considérées comme des stations intermédiaires, car elles confient au client la responsabilité d'effectuer par lui-même le trajet du dernier kilomètre. Les différences les plus importantes entre les consignes et les points de retrait résident dans le niveau de contact humain, la disponibilité des colis et la capacité des stations.

L'utilisation de ces stations représente un grand avantage pour les prestataires de services de livraison, car en affectant plusieurs clients à la même station, la distance et la durée totale des itinéraires sont minimisées. Ces livraisons consolidées permettent également de limiter le nombre d'actifs nécessaires (véhicules et chauffeurs pour les flottes de transport), qui ne cesse d'augmenter dans un contexte d'urbanisation croissante à l'échelle mondiale. Ces stations peuvent également éliminer les multiples échecs de livraison (dus à l'absence de clients) qui entraînent des deuxièmes et troisièmes tentatives de livraison, voire des retours au centre de distribution, ce qui génère des surcoûts importants liés aux temps d'attente, à la reprogrammation des livraisons et à une éventuelle politique de logistique inverse pour traiter les produits devant être retournés aux destinataires.

La mise en œuvre de ces stations soulève de nombreux nouveaux défis, tels que la maximisation de l'accessibilité des stations aux clients [102, 103], la sélection de l'emplacement et la conception des réseaux de stations C2P [104, 105], la création d'alliances stratégiques avec les fournisseurs de services de stations C2P [106], la capacité des stations [107], les distances maximales acceptées entre les clients et les stations [108] ; et surtout les méthodes d'incitation visant à encourager les clients à utiliser ces stations [109].

Malgré les nombreux avantages que présente l'utilisation de stations C2P pour les livraisons du dernier kilomètre, certains clients continuent de privilégier les livraisons à domicile [110, 111, 112, 113]. Ce phénomène explique pourquoi, dans certains pays, l'adoption des points de retrait est encore en développement. Une enquête de la *Consumer and Markets Authority* [114], par exemple, a révélé qu'en 2018, seuls 18 % des clients néerlandais ont opté pour des livraisons dans des points de retrait. De même, 74,6 % des citoyens italiens situés dans la ville de Turin n'avaient jamais utilisé de casier à colis [115]. Pour cette raison, les stratégies visant à encourager les clients à participer dans les réseaux de livraison via les stations C2P sont un aspect clé qui doit être pris en compte dans la mise en place de politiques de transport basées sur les consignes et les points de retrait [116, 117]. Ces incitations peuvent aller de la mise en place de remises voire l'élimination des frais de livraison, à des stratégies d'incitation plus élaborées basées sur les avantages de l'utilisation de ces stations du point de vue environnemental et des clients. Ces avantages sont généralement liés à la disponibilité des produits et à la flexibilité offerte par les stations, qui permettent aux clients de récupérer leurs produits à leur convenance. Pour plus d'informations sur les facteurs déterminants qui influencent l'intention des clients d'utiliser les stations C2P, le lecteur est invité à consulter [118].

D'autre part, un concept important à prendre en compte est la durée d'occupation ou « *dwelling time* ». Il s'agit du temps que le colis passe dans la station avant d'être pris en charge par le client. Les politiques de distribution basées sur les stations C2P doivent tenir compte de ce dernier car il est

fortement lié à la distance et à la capacité des stations. Par exemple, Schneider et al. [119] et Lyu & Teo [120] montrent que 70 % et 75 % des colis sont retirés dans un délai de 24 heures, respectivement. Néanmoins, à mesure que les stations s'éloignent des clients, le temps de récupération augmente considérablement et, par conséquent, la capacité des stations est rapidement saturée. Pour des informations supplémentaires sur la modélisation du problème de tournées des véhicules avec des casiers, le lecteur peut se référer à [121].

Casiers mobiles

Afin de maximiser le niveau de service et de minimiser la durée d'occupation des casiers, les casiers mobiles ont été introduits. Comme leur nom l'indique, ces casiers peuvent être déplacés d'une zone à l'autre pour servir les clients, contrairement aux casiers traditionnels ou statiques comme illustré dans la Figure 18. Le fait de pouvoir servir les clients tout en limitant leurs déplacements vers les stations C2P permet de récupérer les colis rapidement et d'augmenter le niveau de satisfaction des clients. Ce système peut être modélisé de deux manières principales : les consignes mobiles basées sur des véhicules autonomes et les consignes mobiles nécessitant une conduite humaine. Des recherches sur la manière dont ces casiers sont déplacés ont été présentées dans [122]. Bien qu'il s'agisse d'une idée innovante, sa mise en œuvre nécessite un investissement significatif de la part des prestataires de services logistiques et une participation importante de la part du client final. En effet, pour le bon fonctionnement de ces casiers, les clients doivent être disposés à partager leurs positions estimées à différents intervalles de temps au cours de la journée. Pour ces raisons, le déploiement de ces casiers a été limité ces dernières années à certains essais en France [123], et la distribution de colis en Pologne dans le cas où les casiers traditionnelles n'auraient plus de capacité [124].



a). Casier mobile

b). Casier traditionnel

Figure 18 Casiers mobiles. Source : [125] et casiers traditionnels. Source : [126]

Conducteurs occasionnels

Archetti et al. [127] ont été les premiers à incorporer les conducteurs occasionnels (OD) dans le problème classique de tournées de véhicules avec contraintes de capacité (VRPOD). Concept issu du *crowdshipping*, les conducteurs occasionnels sont des particuliers qui ne font pas partie du personnel du prestataire logistique et qui sont disposés à récupérer ou à livrer des colis en échange d'une certaine

compensation [128]. Dans cette pratique innovante, un client peut être servi soit par un véhicule appartenant à un prestataire de services logistiques, soit par un OD. Ce concept est né en raison des avantages qu'il offre, tels que la réduction des coûts de transport, la minimisation de la taille de la flotte de transport, l'augmentation de la flexibilité et la réduction de l'impact sur l'environnement [129]. Néanmoins, si les OD offrent ces nouveaux avantages, ils entraînent également un nouveau niveau de complexité mathématique pour l'affectation des conducteurs occasionnels aux clients.

D'autre part, dans les schémas à plusieurs niveaux, les OD peuvent prendre en charge les commandes directement dans les satellites ou les nœuds de transbordement, ce qui permet une plus grande flexibilité dans l'organisation des livraisons sur le dernier kilomètre [130]. Une analyse de la littérature sur le *crowdshipping* dans la logistique urbaine, les initiatives émergentes et les avantages économiques, sociaux et environnementaux peut être trouvée dans [131].

1.4. Contexte urbain et véhicules à faibles émissions

1.4.1. Livraison du dernier kilomètre

Les livraisons du dernier kilomètre désignent la dernière étape du processus de livraison, lorsqu'un colis est transporté d'un centre de distribution jusqu'au client final. Ces livraisons, qui portent sur des quantités considérablement réduites, rendent la chaîne d'approvisionnement moins efficace. Les livraisons du dernier kilomètre, bien que constituant traditionnellement la distance la plus courte, peuvent représenter jusqu'à 28 % du coût total du transport de marchandises [1]. De plus, avec l'augmentation de la population urbaine et le développement du commerce électronique, la livraison des colis à un moment qui convient à la fois le transporteur et le client devient un véritable défi [132].

L'importance des livraisons du dernier kilomètre dans le calcul global du coût des livraisons peut être expliquée par les spécificités des zones où se déroulent ces livraisons. En effet, la densité croissante de la population qui a un impact sur les quantités à livrer, la difficulté de trouver des places de parking, la congestion ou le trafic généré par le flux constant de véhicules de livraison et de véhicules privés [133, 134, 135] et la préoccupation croissante pour l'environnement [136, 137], le bruit [138] et la pollution visuelle dans les centres historiques des grandes villes sont quelques-unes des particularités de ces zones urbaines.

Pour relever ces défis, les chercheurs ont consacré beaucoup d'attention à la création de stratégies efficaces capables de surmonter les défis soulevés dans la livraison du dernier kilomètre. D'un point de vue économique, opérationnel, environnemental et social, l'utilisation de centres de consolidation urbains, de vélos-cargos et la logistique collaborative sont les stratégies qui ont reçu le plus d'attention ces dernières années [134]. D'une façon similaire, au moment de choisir une stratégie du dernier kilomètre, l'une des décisions les plus importantes à prendre consiste à choisir le type de flotte à utiliser. En effet, le choix de la flotte de transport a un impact important sur les coûts de livraison, les émissions générées et, en conséquence, sur la performance de la stratégie de distribution choisie.

Aujourd'hui, de plus en plus d'entreprises de logistique et de chercheurs proposent l'utilisation de véhicules à faibles émissions. Outre leur capacité à réduire les coûts de distribution, ces véhicules peuvent également mieux répondre aux caractéristiques du dernier kilomètre mentionnées précédemment. Un examen systématique de la littérature sur les stratégies de livraison du dernier kilomètre pour les livraisons urbaines est présenté dans [139].

1.4.2. Véhicules à faibles émissions

Dans le cadre de la recherche de méthodes de livraison innovantes permettant de relever les défis de la livraison du dernier kilomètre tout en réduisant les impacts négatifs de la distribution, les véhicules à faibles émissions tels que les véhicules aériens sans pilote ou drones, les robots terrestres autonomes, les véhicules électriques ou les cargo-vélo, sont devenus de plus en plus importants dans la recherche et la pratique.

- Drones

  Les drones, également appelés véhicules aériens sans pilote (UAV), désignent le développement et l'utilisation d'aéronefs sans pilote humain ni équipage à bord. Ces aéronefs, qui intègrent des capteurs et des émetteurs-récepteurs pour la navigation, sont généralement contrôlés à distance par un pilote humain. Cependant, les versions les plus avancées peuvent voler de manière autonome au-delà de la ligne de visée visuelle (BVLOS) en utilisant des plans de vol contrôlés par logiciel. Les drones sont généralement limités au transport d'un seul colis léger à la fois. Un aspect important des drones est leur autonomie de vol, qui est fortement liée à leur batterie et aux conditions météorologiques. Pour maximiser cette autonomie, la distribution par drone est utilisée dans des schémas à plusieurs niveaux comportant des satellites mobiles. Il peut s'agir, par exemple, de camions à partir desquels des drones sont déployés pour effectuer des livraisons de point à point avant de rencontrer un autre camion, soit pour retourner à l'entrepôt, soit pour effectuer de nouvelles livraisons [140]. De même, des stratégies tels que l'échange de batteries ont été introduits pour compenser la perte d'autonomie des drones lors des livraisons sur le dernier kilomètre [141].

  Les drones sont considérés depuis plus de dix ans comme un nouveau mode de transport potentiel pour les livraisons du dernier kilomètre [142]. Bien que leur utilisation pour les livraisons de produits soit présentée comme une méthode de livraison ultra-rapide de point à point, ils sont encore loin d'être utilisés à grande échelle en raison de contraintes technologiques et surtout réglementaires. En fait, l'expansion des livraisons par drone aux États-Unis a été fortement impactée par les strictes restrictions imposées par l'Administration fédérale de l'aviation (FAA) [7].

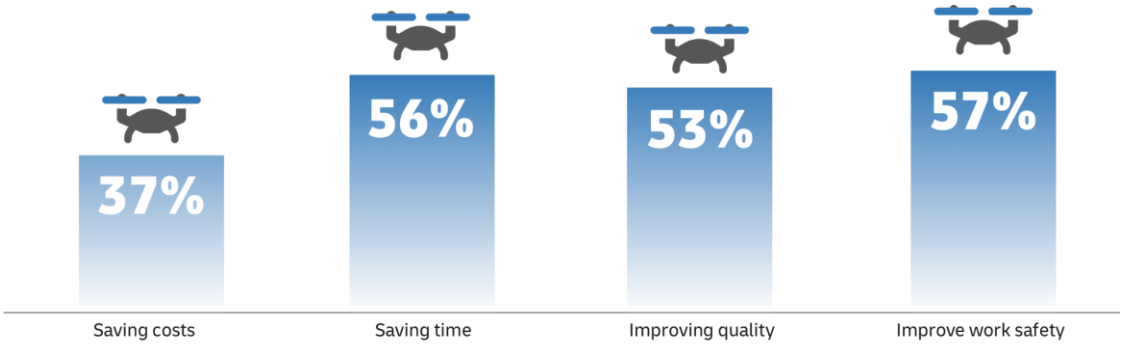
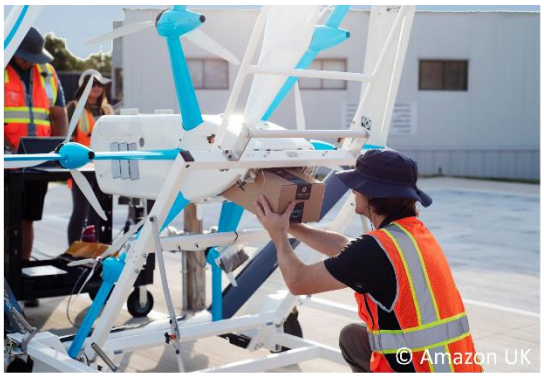


Figure 19 Les entreprises de tous les secteurs ont classé le « gain de temps » et « l'amélioration de la sécurité au travail » comme les deux principales raisons d'adopter les drones. Source Drone Industry Insights [143]

Malgré le fait que les livraisons par drone se limitent encore à quelques cas isolés dans le monde, des entreprises telles qu'Amazon avec son programme Amazon Air et Walmart continuent de miser sur cette méthode de livraison [144]. En fait, après ses premiers essais aux États-Unis [145], Amazon Air a récemment étendu ses opérations à l'Europe avec ses premiers essais dans certaines villes du Royaume-Uni et de l'Italie [146, 147].

Les livraisons par drone restent une méthode de livraison efficace et particulièrement rapide pour les produits sensibles tels que les médicaments et le sang. Dans ce secteur, le prestataire de services logistiques UPS a obtenu, grâce à son programme « *Flight Forward* », la première certification de la FAA lui permettant d'utiliser des drones pour ses livraisons. Grâce à une alliance stratégique avec CVS *Health*, le géant pharmaceutique américain, UPS ouvre la voie à la livraison de médicaments sur ordonnance directement sur le lieu de résidence des patients [148, 149].

L'utilisation de drones pour les livraisons de nourriture à domicile est une tendance qui prend de l'ampleur en Chine. Le géant chinois de la livraison Meituan a développé plus de 17 itinéraires de livraison et a livré plus de 184 000 commandes, un an et demi seulement après sa première livraison par drone. Ce succès réside dans deux aspects. Tout d'abord, la vitesse de livraison. En 2022, le délai moyen de livraison par drone de Meituan était d'environ 12 minutes, soit 150 % plus rapide que les méthodes traditionnelles [8]. Cela se traduit par une réduction d'environ 30 000 heures d'attente pour les clients finaux. Deuxièmement, le déploiement de kiosques de retrait dans les parcs publics et les zones très fréquentées accélère considérablement le processus de livraison de nourriture, ce qui a un impact positif sur la satisfaction des clients et les coûts de livraison. De plus amples informations sur l'utilisation des drones dans la livraison du dernier kilomètre et les facteurs influençant l'adoption de ce type de livraison sont disponibles dans [150, 151].



a). Drone Amazon pour la livraison de produits légers



b). Drone UPS pour la livraison de médicaments

Figure 20 a). illustre les drones Amazon utilisés pour la livraison de produits légers. Source : [152] ; tandis que la figure b). illustre les drones UPS utilisés pour la livraison de médicaments. Source : [148].

- Robots autonomes

Les robots de livraison, sont des appareils de livraison autonomes terrestres. Par rapport à d'autres dispositifs autonomes tels que les drones, les robots présentent des avantages et des inconvénients différents. Comme ils utilisent des voies piétonnes, ils doivent se déplacer à une vitesse de 6 km/h en moyenne sur les trottoirs [153]. Cette caractéristique ralentit considérablement leur vitesse de livraison, mais leur permet de transporter des produits plus lourds, jusqu'à 10 kg dans le cas des robots de Starship Technologies, l'un des pionniers de cette tendance [154]. D'autre part, en ce qui concerne le niveau de réglementation des dispositifs de livraison autonomes, alors que les drones ont un accès restreint à certaines zones, telles que les aéroports, et doivent être supervisés par un opérateur de vol pendant tout le temps où les drones se trouvent au-dessus de la ligne de visée visuelle (BVLOS) [155], les robots de livraison, étant terrestres, sont soumis à des règles de sécurité beaucoup moins restrictives. Cependant, à l'exception de certaines zones interdites de vol, les drones peuvent effectuer des vols directs entre un centre de distribution et le client final, tandis que les robots ne peuvent utiliser que le réseau piétonnier existant. Enfin, la principale différence entre la distribution par drone et la distribution par robot est que, pour l'instant, les robots ne sont adaptés qu'à la livraison assistée à domicile. Cela signifie qu'à l'arrivée d'un robot de livraison, les clients doivent déverrouiller la cabine de chargement et récupérer la livraison [156]. Toutefois, pour surmonter cet obstacle dans les zones résidentielles et les résidences universitaires, des solutions ont été proposées grâce à l'installation d'un réseau de dépôts dans lesquels les robots peuvent laisser les colis dans des conteneurs [157, 158, 159]. Cependant, ce type de modèle est limité à des applications spécifiques qui nécessitent des investissements importants pour la mise en place du réseau de dépôts.

Les robots, en raison de leur faible vitesse de livraison, ne se présentent pas comme un moyen d'alléger la pression temporelle présente dans ce type de distribution. Toutefois, ils sont déjà utilisés dans la pratique. Parmi les cas les plus importants, on peut citer Uber Eats aux États-Unis [13], Starship en Allemagne pour la livraison de nourriture [160], la poste allemande [161], DPD dans les quartiers de Londres [162] et Amazon [163] pour la livraison de colis. En effet, selon Serve Robotics, un important distributeur de robots autonomes aux États-Unis, les livraisons robotisées ont augmenté de plus de 30 % par mois depuis leur introduction en 2022 et présentent un potentiel de réduction du trafic et de la pollution de l'environnement [164].



a). Robot autonome Amazon

b). Robot autonome Uber Eats

Figure 21 a). illustre les robots autonomes Amazon. Source : [165] ; tandis que la figure b). illustre les robots autonomes Uber Eats. Source : [13].

Malgré les aspects positifs de l'utilisation des robots pour la distribution du dernier kilomètre, de nombreuses inquiétudes subsistent. En raison de certains dysfonctionnements survenus avec ces véhicules, les autorités sont encore en train de décider de la manière de réglementer les robots sur les plateformes. Fin 2017, San Francisco, aux États-Unis, a restreint l'utilisation de ces véhicules en limitant les essais des entreprises à certaines zones de la ville [166]. De même, l'adaptation et l'interaction des humains avec ces véhicules sont encore incertaines. Par exemple, malgré les efforts et les investissements nécessaires à la conception de ces véhicules, dans certaines villes des États-Unis, des robots de livraison ont été attaqués, détruits et même parfois volés [167, 168]. Pour comprendre ce phénomène, des recherches ont été menées sur l'interaction homme-robot dans [169, 170].

Pour le lecteur intéressé, une récente revue de la littérature sur l'utilisation des robots autonomes présentant les développements récents et les tendances futures concernant l'utilisation des robots autonomes est disponible dans [171].

- Cargo-vélo

Particulièrement dans les centres-villes où la densité de population et le trafic sont élevés, la recherche de moyens de transport compacts et efficaces pouvant être adaptés à ces caractéristiques est essentielle pour les entreprises de logistique. Au sein de ce type de véhicules se distinguent les vélos-cargos qui, en fonction principalement du poids des produits à livrer et des conditions des itinéraires (pente, zones non pavées, etc.), peuvent être entièrement électriques, à assistance électrique ou manuels.

Les cargo-vélo sont un moyen de livraison bien répandu dans les opérations de livraison quotidiennes partout dans le monde. Par exemple, ces véhicules sont utilisés en France [172], en Belgique [173], en Autriche [174], en Angleterre [175], en Allemagne [176] et en Colombie [177]. Leur principale caractéristique et la raison de leur succès est leur capacité à accéder aux clients résidant dans des zones très densément peuplées, où l'accès aux véhicules de livraison traditionnels est souvent limité, comme dans les centres historiques [178].Toutefois, en raison de leur capacité limitée par rapport aux véhicules de livraison traditionnels tels que les vans, les cargo-vélos doivent être réapprovisionnés plusieurs fois au cours d'une même journée.

Pour effectuer ce processus et éviter les allers-retours coûteux vers les dépôts, les vélos-cargos sont réapprovisionnés par l'intermédiaire d'un réseau de micro-dépôts, communément appelés satellites. Ceux-derniers peuvent être des parkings situés à la périphérie du centre-ville ou des magasins associés à l'entreprise de logistique où les cargo-vélos peuvent récupérer des marchandises et poursuivre leurs livraisons.

Afin d'établir une politique de distribution avec des satellites, une flotte de véhicules de plus grande capacité doit également être mise en place pour livrer les satellites, établissant ainsi un réseau en deux échelons où les véhicules traditionnels tels que les vans desservent les satellites et les cargo-vélos se chargent des livraisons du dernier kilomètre. Le principal avantage de l'utilisation de parkings est que les véhicules de premier niveau peuvent se déplacer d'un parking à l'autre au cours de la journée, ce qui permet de réduire au minimum les trajets à vide des vélos. Lorsqu'il n'y a pas de capacité de stockage, les véhicules de premier niveau doivent rencontrer les cargo-vélos à des moments proches, ce qui permet de réduire les temps d'attente.

Parmi les aspects négatifs de ce type de véhicule de livraison, on trouve tout d'abord sa capacité limitée, qui le rend inefficace pour certains types de livraisons, notamment pour les marchés de masse. Deuxièmement, les vélos-cargos ont tendance à augmenter l'effort physique nécessaire pour effectuer les livraisons par rapport aux véhicules traditionnels, ce qui peut avoir une incidence sur la bonne mise en œuvre des livraisons à l'aide de ces véhicules. Pour tenir compte de cet aspect, [179] a étudié les temps de trajet en fonction de la charge. Leurs résultats montrent que le temps de trajet peut être réduit de 4,5 % en moyenne et jusqu'à 22 % par rapport aux résultats sur le VRPTW au cas où des véhicules traditionnels sont utilisés. En outre, le fait de considérer que les temps de trajet sont indépendants de la charge conduit à une sous-estimation de la valeur de ces derniers, ce qui entraine une violations des fenêtres de temps en pratique.

D'autre part, pour évaluer l'impact des vélos-cargos sur les livraisons du dernier kilomètre, [173] présente une étude dans la ville d'Anvers, en Belgique. Dans cette étude, les vélos-cargos sont comparés à d'autres moyens de livraison tels que les vans et les points de retrait autonomes. Les résultats montrent que ce type de livraison est capable de réduire les coûts de livraison, les émissions et la pollution sonore jusqu'à 40 %. Une étude plus approfondie sur les méthodes et les applications des cargo-vélos dans les livraisons du dernier kilomètre est présentée par [180].

- Véhicules électriques

Les véhicules électriques ont gagné en popularité au cours des dernières années en raison des progrès significatifs dans la technologie des batteries notamment l'amélioration de leur autonomie. En outre, d'autres avantages des véhicules électriques incluent une réduction locale des émissions de gaz à effet de serre (GES), une efficacité énergétique accrue par rapport aux moteurs à combustion interne traditionnels, et une diminution de la dépendance aux combustibles fossiles. Ces facteurs ont contribué à faire des véhicules électriques une solution de transport plus durable et plus alignée sur les objectifs mondiaux de réduction des émissions de carbone par rapport aux véhicules à moteur à combustion interne.

Un élément crucial à considérer lors de la mise en œuvre d'une flotte de véhicules électriques pour les livraisons réside dans la nécessité de mettre en place des infrastructures de recharge adéquates. Malgré les avancées notables dans l'optimisation de l'autonomie de ces véhicules, celle-ci demeure encore limitée par rapport aux véhicules utilisant des carburants traditionnels. Par conséquent, il est impératif de prendre en considération la question de la recharge des batteries lors de leur mise en place. Pour appliquer de manière plus réaliste les caractéristiques propres aux véhicules électriques, des fonctions non linéaires peuvent être utilisées pour décrire les temps de charge et la consommation d'énergie [181, 182]. De même, les pertes d'énergie doivent également être prises en compte. Ces pertes peuvent être engendrées par l'aérodynamique du véhicule, le frottement des pneus et le fonctionnement de la transmission.

Pour surmonter le problème de l'autonomie de ce type de véhicule, une solution autre que l'installation de points de recharge est présentée grâce à l'introduction de stations de changement de batterie [183]. Dans ces stations, afin d'éviter les temps de recharge, les batteries vides des véhicules sont remplacées par des batteries entièrement chargées permettant aux véhicules de reprendre leurs livraisons rapidement. Bien que ce type de stratégie soit difficile à mettre en œuvre sur des véhicules de grande taille, des entreprises innovantes comme Ample à San Francisco ont développé des technologies d'échange de batteries capables de changer la batterie d'un véhicule en peu de temps. En effet, grâce à une alliance stratégique avec Mitsubishi, Ample est capable de remplacer la batterie du camion électrique léger « *Fuso eCanteren* » en moins de 10 minutes [184].

En raison de la progression importante de la littérature sur les véhicules électriques, des revues exhaustives de la littérature ont été présentées dans [185, 186, 187].

Les véhicules décrits précédemment ne représentent que certaines des tendances actuelles. Une description plus détaillée des moyens de transport, traditionnels et innovants, utilisés pour la livraison du dernier kilomètre est présentée dans [153]. Dans cet article, plusieurs concepts de livraisons du dernier kilomètre sont décrits ; la sélection de la flotte de transport (véhicules traditionnels, piétons, vélos-cargos, drones, robots, *crowdshipping*, transport publics, etc.) ; les tendances actuelles en recherche et application ; et les différentes stratégies de livraison telles que les livraisons attendues, inattendues et en libre-service.

1.5. Conclusion

La recherche dans ce manuscrit se concentre sur l'identification et l'évaluation de stratégies de distribution de marchandises en milieu urbain, capables de surmonter les défis uniques des livraisons au dernier kilomètre. Ces défis sont principalement dus à la croissance exponentielle de la demande dans les zones densément peuplées, résultant de l'expansion du commerce en ligne. Cette augmentation de la demande urbaine, qui se traduit par un flux accru de véhicules de livraison, a exercé une pression supplémentaire sur les systèmes de distribution traditionnels, nécessitant des approches plus efficaces et plus durables pour répondre aux défis de la livraison du dernier kilomètre.

Par conséquent, cette recherche vise à définir des stratégies de distribution innovantes adaptées aux spécificités urbaines, afin de réduire l'impact environnemental et social du transport routier, tout en restant rentable pour les fournisseurs de services logistiques.

Les enjeux généraux des livraisons du dernier kilomètre incluent la congestion urbaine, les émissions de gaz à effet de serre, le bruit et les coûts opérationnels élevés. En abordant ces défis, cette recherche propose des schémas de distribution et des méthodes d'optimisation visant à améliorer les itinéraires de transport, à réduire les impacts environnementaux, et à renforcer la coordination entre les différents acteurs de la chaîne logistique. Les chapitres suivants détailleront ces stratégies et démontreront comment elles peuvent être mises en œuvre efficacement pour surmonter les obstacles spécifiques aux livraisons urbaines du dernier kilomètre.

CHAPITRE 2

APPROCHE MATHEMATIQUE EXACTE MONO-OBJECTIF

Ce chapitre se concentre sur la modélisation mathématique exacte pour la résolution d'un problème mono-objectif de tournées de véhicules en milieu urbain. Dans un premier temps, nous discuterons des caractéristiques spécifiques du modèle proposé et de sa pertinence. Ensuite, nous introduirons la fonction-objectif et les différentes contraintes qui composent le modèle mathématique (contraintes de temps, de charge, d'utilisation des satellites et des stations C2P, entre autres). Finalement, nous présenterons les instances utilisées pour tester le modèle et les résultats obtenus. Enfin, nous conclurons sur les limitations de ce modèle mathématique et sur les perspectives de recherches futures.

Sommaire

2. Introduction au problème de tournées des véhicules à deux échelons avec zones grises, options multiples de livraison et synchronisation pour les livraisons sur le dernier kilomètre (2E-MTVRP-SS-GZ-CO) 50

2.1. Variantes du VRP étudiées 50

2.1.1. Le VRP à deux-échelons (2E-VRP) 50

2.1.2. Le VRP à voyages multiples (VRPMT) 57

2.1.3. Le VRP avec des zones grises (GZ-VRP) 59

2.2. Modélisation du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 59

2.2.1. Problème et définitions 59

2.3. Formulation mathématique du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 61

2.3.1. Ensembles, sous-ensembles et paramètres 62

2.3.2. Variables de décision 63

2.3.3. Fonction-objectif 63

2.3.4. Contraintes traditionnelles pour le 2E-VRP 64

2.3.5. Contraintes de temps et de charge 65

2.3.6. Contraintes de capacité 65

2.3.7. Contraintes d'utilisation des satellites 66

2.3.8. Contraintes d'utilisation des stations C2P 66

2.3.9. Contraintes de synchronisation 67

2.4. MILP résultats 67

2.4.1. Instances 67
2.4.2. Résultats 68
2.5. Conclusions 72

2. Introduction au problème de tournées des véhicules à deux échelons avec zones grises, options multiples de livraison et synchronisation pour les livraisons sur le dernier kilomètre (2E-MTVRP-SS-GZ-CO)

2.1. Variantes du VRP étudiées

2.1.1. Le VRP à deux-échelons (2E-VRP)

Lorsque le schéma de distribution implique l'utilisation de stations intermédiaires, soit pour la consolidation, soit pour le dégroupement des envois, on parle de VRP à deux échelons (2E-VRP). Le 2E-VRP consiste essentiellement à effectuer des livraisons à des clients situés dans des zones géographiques différentes en utilisant deux flottes de véhicules distinctes. Dans le schéma général, les véhicules de premier niveau prennent les commandes dans un centre de distribution où se trouve l'ensemble du stock de produits et les acheminent vers des sites intermédiaires. De là, les produits sont transférés aux véhicules de deuxième niveau, qui les livrent aux clients finaux.

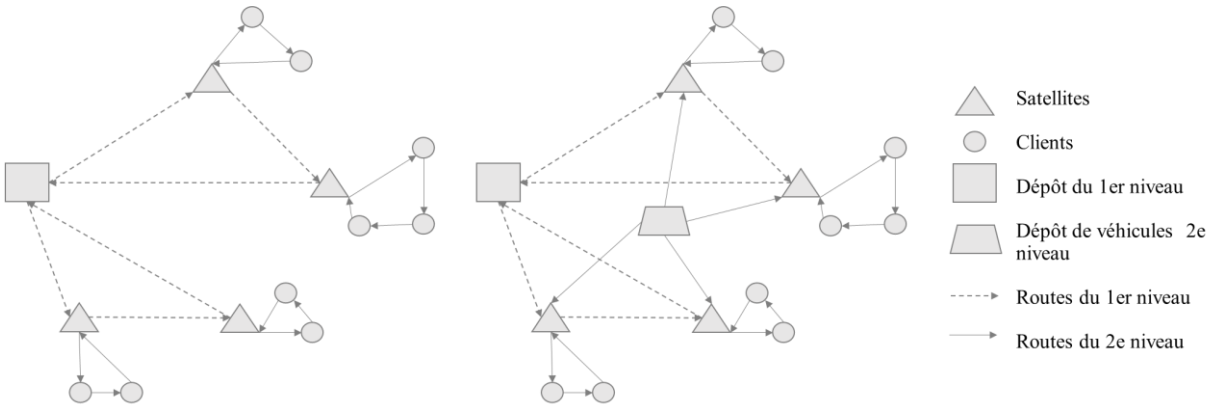


Figure 22 Exemple des deux méthodologies 2E-VRP possibles. Dans (a), les véhicules de deuxième niveau partent directement des satellites. En (b), les véhicules de deuxième niveau partent d'un dépôt urbain.

Dans ce modèle de distribution, deux méthodes se distinguent pour le point de départ des véhicules du deuxième niveau, comme le montre la Figure 22. Dans le premier cas, les véhicules du deuxième niveau sont situés directement sur les satellites et commencent leur trajet à partir de là. Dans le second cas, les emplacements des satellites n'étant pas toujours définis, les véhicules partent d'un dépôt central vers les satellites pour rencontrer les véhicules de premier niveau avant de commencer leurs livraisons. La famille 2E-VRP a été introduite par [188]. Les auteurs ont proposé deux modèles mathématique pour le VRP à deux-échelons avec capacité (2E-CVRP), qui consiste en une extension du

2E-VRP dans laquelle les livraisons sont effectuées à partir des dépôts intermédiaires avec capacité limitée. Pour plus d'informations sur le 2E-VRP, le lecteur est invité à consulter [189].

Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes concentrés sur les versions du 2E-VRP qui incluent la synchronisation dans les stations intermédiaires et sur les versions du 2E-VRP qui considèrent différentes options de livraison, telles que des casiers ou des points de collecte.

2.1.1.1. Le 2E-VRP avec synchronisation (Syn-2E-VRP)

Dans les modèles de distribution 2E-VRP, pour coordonner correctement l'arrivée des véhicules du premier et second échelon, deux types de synchronisation se distinguent. La synchronisation exacte est nécessaire lorsque les stations intermédiaires n'ont pas de stockage, en revanche, lorsque le stockage est possible dans ces stations, la synchronisation avec précédence est préférable [190]. En outre, un cas spécial de synchronisation appelé bi-synchronisation est possible en synchronisant plusieurs emplacements dans le même schéma de livraison, comme dans [191] où deux types de satellites ; satellites d'origine et satellites de destination sont synchronisés dans un problème de tournées de véhicules à deux échelons avec bi-synchronisation et fenêtres de temps (2E-VRP-SBS). Pour résoudre ce problème et minimiser le coût total de distribution, une recherche adaptative à grand voisinage (ALNS) est présentée. Dans le modèle 2E-VRP-SBS, la bi-synchronisation des satellites et les contraintes de temps nécessitent une interaction entre l'étape de ramassage et l'étape inter-satellites et une interaction entre l'étape inter-satellites et l'étape de livraison. Le processus heuristique vise à améliorer d'abord les itinéraires de l'étape de ramassage, puis les itinéraires de l'étape inter-satellite et enfin les itinéraires de l'étape de livraison afin d'obtenir une solution optimisée.

Pour le cas de la synchronisation exacte, [192] propose une heuristique basée sur la décomposition pour le problème de localisation-routage à deux échelons avec des contraintes de synchronisation exacte (2E-LRP-SS). Le problème de localisation-routage consiste en un problème de transport qui implique deux niveaux de décision : la localisation de dépôts, qui concerne le niveau stratégique et l'élaboration de tournées de véhicules qui concerne le niveau tactique ou opérationnel [193]. Le modèle proposé tient compte des contraintes temporelles, cependant les capacités des véhicules sont non contraignantes, ce qui signifie que les véhicules sont toujours suffisamment grands compte tenu des contraintes temporelles. [194] a proposé un ALNS pour le problème de tournées de véhicules à deux échelons et à voyages multiples avec synchronisation exacte des satellites (2E-MTVRP-SS). Dans ce cas, l'arrivée aux satellites est synchronisée dans le temps et dans l'espace. L'algorithme proposé est composé de deux phases, une première phase minimise le nombre de véhicules, tandis que la seconde phase utilise la flotte obtenue dans la première phase pour créer les itinéraires tout en minimisant le coût total des tournées. Des tests de faisabilité basés sur [195] sont présentés, et un graphe de précédences est créé pour améliorer leur efficacité. L'impact des fenêtres de temps et de la synchronisation sur le coût des solutions est analysé et montre que l'utilisation de contraintes de précédence au lieu de contraintes de synchronisation exactes n'a qu'un faible

impact sur la taille de la flotte du second niveau et le coût moyen des solutions obtenues. [196] ont étendu le 2E-MTVRP-SS en ajoutant des voyages multiples aux tournées du premier niveau, le stockage dans les satellites permettant des contraintes de précédence au lieu de la synchronisation exacte, et des flux inversés dans leur problème de tournées de véhicules (2E-MTVRP-CSRF). Ils ont présenté une matheuristique basée sur la recherche à grands voisinages (LNS). Leur algorithme utilise une formulation mathématique compacte en nombres entiers mixtes et deux recherches à grand voisinage spécifiques aux échelons pour produire des itinéraires de bonne qualité. Dans leur implémentation du LNS, toutes les vérifications de faisabilité reposent sur une séquence de tests à temps constant et de faible complexité.

En accordant plus d'importance aux impacts environnementaux et en visant à minimiser les émissions de CO2, un problème de tournées de véhicules à deux échelons avec fenêtre temps et prise en compte des émissions de dioxyde de carbone (2E-TVRP) est introduit par [197]. Les auteurs ont présenté un algorithme en deux étapes basé sur l'heuristique de Clarke et Wright et la recherche locale. Leurs résultats ont montré que les émissions de CO2 par tonne-kilomètre dépendent de la sélection de la flotte. En fait, l'utilisation de véhicules de petite capacité pour le premier niveau conduit généralement à une solution peu performante pour le deuxième niveau, tandis que la consolidation de la charge pour les véhicules de grande capacité au premier niveau permet de réduire le facteur d'émission de CO2. En tenant compte non seulement des facteurs environnementaux mais aussi des objectifs économiques et sociaux, [198] ont introduit le problème multi-objectif de tournées des véhicules à deux échelons avec synchronisation des véhicules et clients de « zone grise » dans un contexte de logistique urbaine (MO2eVRPSynGZ). Ils ont défini les zones grises comme des emplacements où les clients peuvent être servis par un véhicule du premier ou du deuxième échelon, ce qui confère une plus grande souplesse au modèle. Les auteurs ont conçu un LNS intégré dans un découpage heuristique rectangle/cuboïde en tenant compte du coût total de la distribution, des émissions totales de gaz à effet de serre et de l'impact social de la distribution. Les résultats montrent que la configuration de la ville doit être prise en compte dans le processus de décision relatif au schéma de distribution du fret. En effet, les résultats ont montré que le MO2eVRPSynGZ est avantageux, en particulier dans le cas où le centre-ville est situé au milieu de l’espace géographique considéré.

Plus axé sur la livraison du dernier kilomètre avec des restrictions d'accès, [174] ont développé trois algorithmes basés sur le GRASP pour le 2E-VRP avec synchronisation exacte, des vans et des cargos-vélo dans un réseau de distribution urbain avec trajets multiples pour les véhicules de second échelon (2E-MTVRPTW-SS). Ils ont présenté trois variantes de l’algorithme GRASP : une version de base du GRASP, une version combinant GRASP avec *Path Relinking* (PR) utilisé pour l’intensification, et une version où le PR est employé comme phase de post-optimisation. L'idée principale derrière le PR est de combiner deux solutions de haute qualité pour en générer une nouvelle, potentiellement meilleure. Leurs résultats ont montré que, comme attendu, dans tous les cas les émissions peuvent être réduites en remplaçant les vans par des vélos-cargos. Leur étude de l'impact de la synchronisation sur les coûts de distribution a également montré que dans tous les cas, la politique qui inclut la synchronisation est plus coûteuse que celle sans synchronisation exacte lorsque les coûts de stockage ne sont pas pris en compte. Pour donner suite à leurs travaux sur 2E-MTVRPTW-SS, [199] ont présenté une étude de l'impact des incertitudes concernant les temps de parcours sur le coût de la solution

d'un problème de tournées de véhicules à deux échelons avec synchronisation. En fait, sur le 2E-VRP avec des schémas de livraison synchronisés, les arrivées des véhicules peuvent être profondément affectées par l'incertitude temporelle, parce que le retard d'un véhicule peut se propager à d'autres véhicules, en particulier dans le cas d'itinéraires multiples au deuxième niveau. Les résultats des calculs ont montré que le degré de synchronisation est directement lié aux améliorations potentielles apportées par la ré-optimisation. Leur ré-optimisation itérative de la solution déterministe, basée sur les informations obtenues en évaluant les scénarios de temps de parcours simulés, peut améliorer de manière significative le comportement de la solution dans des circonstances réelles.

En se concentrant sur la relation entre les cycles de production et la synchronisation survenant dans les systèmes de livraison rapide de produits périssables, [200] ont présenté le problème de tournées de véhicules à deux échelons synchronisés avec les cycles de production et les fenêtres de temps (2E-VRPTW-SS-PS). Ils ont proposé un *preflow-push* algorithme et une heuristique de recuit simulé (SA) qui maintiennent la disponibilité des produits et génèrent simultanément un programme d'acheminement efficace. Dans ce cas, la disponibilité des produits est assurée par le *preflow-push* algorithme exécuté sur un réseau d'installations spatio-temporelles, tandis que les itinéraires sont créés par l'heuristique de recuit simulé. Dans leur étude, les origines des itinéraires (satellites ou centres de consolidation urbains) doivent être synchronisées avec les programmes de production. Leur approche heuristique a été mise en œuvre dans un logiciel commercial et utilisé pour la planification stratégique et tactique de la distribution de journaux au Danemark et en France.

En ce qui concerne les moyens de transport, les flottes d'un 2E-VRP ne sont pas limitées aux seuls véhicules routiers. En effet, les coûts de livraison du dernier kilomètre ayant augmenté ces dernières années, des moyens de transport innovants ont été inclus dans le deuxième échelon pour les livraisons du dernier kilomètre. Suivant cette tendance, [201] ont introduit le problème de tournées de camions et d'affectation d'avions avec fenêtres de temps (2E-VRP-CM). Pour résoudre ce problème, les auteurs ont développé un algorithme de séquence aléatoire suivi d'un VNS visant à déterminer les étapes de vol des avions et les itinéraires des camions avec un coût global minimisé. Dans cette étude, une synchronisation exacte entre les camions et les avions est nécessaire. [202] ont présenté un problème de tournées de véhicules à deux échelons avec trajets multiples et synchronisation pour un système de transport intégré basé sur l'eau et la terre soulevé dans un contexte de collecte des déchets (2E-MTVRPTW-SS). Dans leur conception particulière, ils utilisent des véhicules électriques pour le premier niveau et des bateaux pour le second afin de minimiser les coûts de transport et le nombre total de véhicules utilisés pour les voitures et les bateaux. Leur formulation exacte a montré que ce système peut réduire les coûts de collecte, en diminuant le temps de trajet total des véhicules de ramassage des ordures de 18 % et les charges moyennes pondérées des véhicules de 70 % sur des petites instances. Enfin, [203] ont présenté un 2E-VRP innovant en incluant les transports publics comme véhicules de premier échelon et des stations de bus ou de tramway dédiées du réseau de transport public comme satellites. Les auteurs ont présenté des algorithmes multi-objectif efficaces de type *branch-price-and-cut* visant à minimiser le nombre de véhicules, le coût d'acheminement et le nombre de trajets pour chaque échelon. Le système proposé offre plusieurs avantages tels que la réduction du trafic dans les centres-villes, des livraisons rapides et fiables et des économies sur les coûts de transport.

Une autre modalité de transport de second niveau qui a gagné en importance ces dernières années est l'utilisation de véhicules aériens sans pilote (UAV) pour les livraisons sur le dernier kilomètre. En effet, ces véhicules produisent généralement moins d'émissions de gaz à effet de serre et évitent les perturbations causées par les embouteillages. Ainsi, [204] ont présenté une métaheuristique basée sur GRASP pour résoudre le problème de tournées à deux échelons avec des camions et des drones (2ER-TD). Bien que leurs expériences aient démontré les avantages de l'utilisation des drones dans les livraisons commerciales, leur modèle se limite à l'utilisation d'un seul camion au premier niveau, alors que les services de livraison réels impliquent généralement l'utilisation de plusieurs camions. Suivant le même concept, [205] ont développé une ALNS pour résoudre un problème de tournées de véhicules à deux échelons avec fenêtres de temps et satellites mobiles (2E-VRP-TM) avec des contraintes exactes de synchronisation mobile-satellite. Dans leur modèle, les véhicules du premier échelon sont utilisés comme satellites afin de minimiser le coût total. Dans le 2E-VRP-TM, des véhicules aériens sans pilote (UAV) sont utilisés pour le deuxième échelon. Une heuristique en trois phases est conçue pour résoudre le problème, en commençant par classer les clients, puis en construisant des itinéraires des UAV et des itinéraires de fourgonnettes, et enfin en recherchant des satellites mobiles et en construisant des sous-itinéraires. Poursuivant l'idée des satellites mobiles, [206] ont introduit le problème de localisation-routage à deux échelons avec des satellites mobiles pour la livraison du dernier kilomètre (2E-LRP-MS) avec une synchronisation exacte et trajets multiples. Pour le résoudre, les auteurs ont proposé une méthode heuristique appelée *Clustering-based Simultaneous Neighborhood Search* (CSNS). Comme dans [205], plutôt que d'utiliser des satellites à emplacement fixe, les véhicules du premier échelon sont employés comme des satellites mobiles qui peuvent rejoindre les véhicules du deuxième échelon à différents endroits possibles. Le CSNS utilise un mécanisme probabiliste et l'algorithme de clustering *K-means* pour la sélection des installations, la méthode de *Simultaneous Neighborhood Search* pour générer les tournées et des recherches locales pour optimiser les tournées obtenues. Les résultats expérimentaux montrent que l'adoption du modèle 2E-LRP-MS plutôt que le modèle 2E-LRP peut contribuer à réduire le coût total de 0,6 à 24,4 % pour les livraisons sur le dernier kilomètre.

Dans [207], un algorithme Branch-and-Price est conçu pour résoudre le problème de tournées de véhicules à deux échelons avec fenêtres temporelles et synchronisation des priorités (MC-2E-VRPTW). Ce B&B utilise un schéma de décomposition qui découple les problèmes de tournées du premier et du deuxième échelon et les recouple au moyen de contraintes garantissant le mouvement des marchandises entre les deux échelons. Plus récemment, [208] a présenté un algorithme similaire *appelé branch-cut-and-price* avec un algorithme de séparation original pour le problème de tournées de véhicules à deux échelons avec fenêtres temporelles (2E-MTVRPTW). Les auteurs ont pris en considération la consolidation au niveau des satellites, ainsi que la synchronisation de type précédence.

En outre, comme la collaboration horizontale présente une solution pour optimiser l'usage des moyens logistiques dont les capacités des camions, [209] ont présenté le problème collaboratif de tournées de véhicules multi-dépôts et multi-périodes (2E-CMDPVRP) avec une synchronisation exacte. Leur algorithme heuristique hybride multi-objectif avec clustering *k-means* tridimensionnel et l'algorithme génétique de tri non dominé basé sur les points de référence améliorés-III (IR-NSGA-III) minimise le coût opérationnel logistique total, le temps

d'attente chez les satellites et les clients et le nombre de véhicules utilisés pour la distribution. Une stratégie de synchronisation est introduite afin de relier les processus d'approvisionnement et de distribution, et améliorer l'efficacité opérationnelle du réseau collaboratif. La comparaison entre les réseaux initiaux et optimisés dans leur étude empirique à Chongqing, en Chine, montre que le coût opérationnel logistique total, le temps d'attente et le nombre de véhicules sont réduits. En outre, en exploitant les avantages de la distribution collaborative, [210] ont introduit le problème de tournées de véhicules multicentriques à deux échelons (CTMCVRP-SST) basé sur un graphe d'états espace-temps pour faciliter la collaboration et le partage des ressources dans un réseau logistique multi-périodique. De même, les auteurs ont présenté un algorithme intégré composé de la programmation dynamique (DP) basée sur le SST, la méthode de clustering *K-means* amélioré, et de l'algorithme génétique de tri non dominé amélioré-II (Im-NSGA-II). Le CTMCVRP-SST a montré que le partage des ressources et la synchronisation entre les installations logistiques dans le réseau logistique collaboratif SST peuvent contribuer à réduire la durée des trajets de livraison, et à améliorer l'efficacité de l'utilisation des ressources de transport. Un résumé des contributions au 2E-VRP avec synchronisation est présenté dans le Tableau 2. Pour plus d'informations sur la synchronisation dans le VRP, le lecteur est invité à se référer aux études récentes [211, 212].

Réf	Année	Problème	1^{er} Flotte	2^{me} Flotte	Syn.	TW	GZ	MT	Méthode de résolution
[191]	2021	2EVRPSBS	ICEV	ICEV	Ext	x			ALNS
[192]	2016	2ELRPSS	ICEV	ICEV	Ext				Heuristique
[194]	2016	2EMTVRPSS	ICEV	ICEV	Ext	x		x	ALNS
[196]	2023	2EMTVRPCSRF	ICEV	ICEV	Prec	x			LNS Matheuristique
[197]	2016	2ETVRP	ICEV	ICEV	Ext	x			CW+Recherche Locale
[198]	2021	MO2eVRPSynGZ	ICEV	AFV	Ext		x	x	LNS+cuboid splitting
[174]	2017	2EMTVRPTWSS	ICEV	Vélo	Ext	x		x	GRASP+PR
[199]	2019	2EMTVRPTWSS	ICEV	Vélo	Ext	x		x	Simulation
[200]	2017	2EVRPTWSSPS	ICEV	ICEV	Ext	x			Preflow-push+SA
[201]	2019	2EVRPCM	ICEV	Avions	Ext	x			VNS
[202]	2022	2EMTVRPTWSS	AFV	Bateaux	Ext	x		x	MILP
[203]	2022	LMDPSL	Public	AFV	Ext	x		x	Branch-price-and-cut
[204]	2020	2ERTD	ICEV	Drones	Ext			x	GRASP
[205]	2020	2EVRPTM	ICEV	UAV	Ext	x		x	ALNS
[206]	2023	2ELRPMS	ICEV	ICEV	Ext			x	CSNS
[207]	2021	MC2EVRPTW	ICEV	ICEV	Prec	x			Branch-and-Price
[208]	2022	2EMTVRPTW	ICEV	ICEV	Prec	x		x	Branch-cut-and-Price
[209]	2021	2ECMDPVRP	ICEV	ICEV	Ext	x			IR-NSGA-III
[210]	2020	CTMCVRPSST	ICEV	ICEV	Ext	x			DP et Im-NSGAII

Tableau 2 Recherche pertinente pour le VRP à 2 échelons avec synchronisation (ICEV : Véhicules à moteur à combustion interne. AFV : Véhicules à carburant alternatif)

2.1.1.2. Le 2E-VRP avec options de livraison (2E-VRPCO)

Afin de réduire les coûts de distribution du dernier kilomètre, des options de couverture (par exemple, consignes à colis, points de retrait) ont été déployées dans les zones densément peuplées telles que les centres-villes. Ces stations, également appelées stations *Customer to Parcel* (C2P), contribuent à réduire les embouteillages et les temps de trajet grâce à la possibilité d'accumuler plusieurs demandes de clients dans une seule station. Du point de vue du client également, ces stations représentent plus de flexibilité et d'autonomie dans le processus de livraison de leurs colis. Toujours sur un schéma 2E-VRP, [213] ont introduit le

problème de tournées des véhicules à deux échelons avec options de couverture (2E-VRP-CO) dans lequel les livraisons du dernier kilomètre sont effectuées via des vélos cargo ou des casiers visant à minimiser le coût total de distribution. Pour résoudre le 2E-VRP-CO, un ALNS est présenté. Les résultats indiquent que la distance totale parcourue par les véhicules des deux échelons et les coûts opérationnels globaux sont réduits lorsque tous les clients peuvent être servis par les deux options de livraison. [214] ont présenté un recuit simulé pour résoudre le problème de tournées des véhicules à deux échelons avec des casiers (2EVRP-LF) visant à minimiser le coût du transport. Une particularité du problème est que les installations intermédiaires sont considérées comme des casiers et que les itinéraires du deuxième niveau sont uniquement effectués par les clients et pourtant non comptabilisés dans la fonction-objectif. Les résultats indiquent, comme prévu, que l'utilisation de casiers peut réduire les coûts occasionnés par les échecs de livraison.

D'autres concepts logistiques intelligents sont utilisés pour le commerce électronique, comme dans le cas de l'épicerie en ligne. [215] ont présenté un programme 2E-VRP dans lequel des fourgons sont utilisés sur le premier niveau, des vélos au deuxième niveau et des casiers réfrigérés pour les livraisons des produits frais sur le dernier kilomètre. Dans cette étude, des fenêtres de temps sont prises en compte et l'objectif est de minimiser le coût total de distribution en considérant le trafic routier et les émissions. De plus, [216] ont présenté un réseau de distribution d'épicerie électronique urbain durable basé sur l'utilisation de camionnettes et de robots (ce que les auteurs appellent véhicules mixtes) et des points de réapprovisionnement hétérogènes (ce que les auteurs appellent satellites mixtes). Les auteurs ont développé un algorithme immunitaire hybride (HIA) avec deux étapes, la vaccination et l'immunisation, afin d'améliorer respectivement la condition physique et de prévenir la dégradation de la population. L'objectif du problème de localisation-routage à deux échelons avec véhicules mixtes et satellite mixte (2E-LRP-MVMS) abordé dans cette étude est de déterminer la localisation des installations, de maximiser le nombre de colis livrés, de déterminer les itinéraires à chaque niveau, et de réduire les coûts causés par les émissions de carbone. Les résultats prouvent que le HIA est supérieur à la fois au NSGA-II et à la métaheuristique hybride multi-objectif (MHPV) proposés par [217, 218].

Enfin, introduisant le concept de coursiers occasionnels dans le 2E-VRP avec des modèles d'installations de casiers, [219] ont présenté le problème de livraison du dernier kilomètre à deux échelons avec casiers et coursiers occasionnels (2E-LMDLOC) où les casiers agissent à la fois comme points de collecte pour clients et comme points de livraison intermédiaires. Les auteurs ont présenté un modèle MILP où trois options de livraison sont envisagées : des casiers à colis, des coursiers occasionnels et une flotte locale dédiée. Dans le 2E-LMDLOC, un client visitant une consigne, également appelé coursier occasionnel (OC), peut accepter une compensation pour effectuer une livraison à un autre client sur son trajet habituel. L'analyse de l'impact des différents taux de non-présentation (OC qui ne se présentent pas pour récupérer les commandes) a montré que l'impact négatif des non-présentations peut être réduit en utilisant des casiers de plus grandes capacités. Un résumé des contributions au 2E-VRP avec options de couverture est présenté dans le Tableau 3. De plus, des informations plus détaillées sur l'utilisation des stations C2P dans le VRP peuvent être trouvées dans [220].

Réf	Année	Problème	1^{er} Flotte	2^{me} Flotte	CO	MT	TW	GZ	Méthode de résolution
[191]	2021	2EVRPCO	ICEV	Vélos	Loc				ALNS
[192]	2016	2EVRPLF	ICEV	Client	Loc				SA
[194]	2016	2EVRPCO	ICEV	Vélos	Loc		x		MILP
[196]	2023	2ELRPMVMS	ICEV	Robots	Loc				HIA
[210]	2020	2ELMDLOC	ICEV	AFV	Loc				MILP

Tableau 3 Recherche pertinente pour le VRP à 2 échelons avec options de couverture. (ICEV : Véhicules à moteur à combustion interne. AFV : Véhicules à carburant alternatif)

2.1.2. Le VRP à voyages multiples (VRPMT)

Dans le VRP traditionnel, les véhicules ne sont autorisés qu'à effectuer un seul itinéraire par période, commençant et se terminant au dépôt. Toutefois, lorsque des véhicules sont autorisés à effectuer plusieurs voyages sur une même période, on parle de VRP à voyages multiples (VRPMT) comme illustré dans la Figure 23.

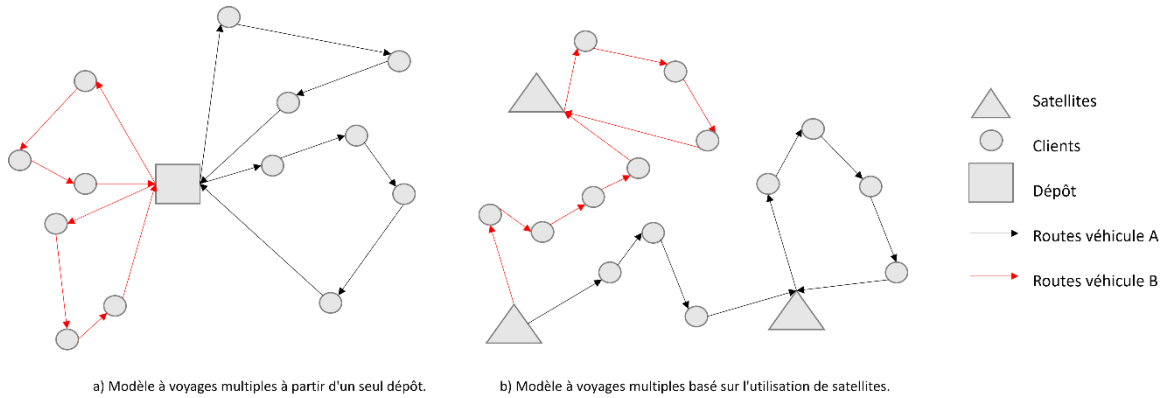


Figure 23 Modèles de VRP à voyages multiples

Deux modèles de distribution avec plusieurs voyages se distinguent dans le VRPMT. Dans le premier modèle, qui considère des véhicules ayant une capacité limitée Q_{max}, les véhicules partent du dépôt avec une charge q_i telle que $q_i \leq Q_{max}$, puis ils effectuent l'itinéraire i. Une fois cet itinéraire terminé, les véhicules sont autorisés à retourner au dépôt pour recharger avec une nouvelle charge $q_{i+1} \leq Q_{max}$ et ainsi poursuivre avec un autre itinéraire $i+1$, tant que les contraintes temporelles définies par les horaires des transporteurs ou les horaires d'accès au dépôt ne sont pas violées.

Dans le second modèle, couramment utilisé dans les politiques de distribution multiniveaux, les véhicules partent d'une station intermédiaire avec une charge q_i et effectuent leur premier itinéraire i. Ensuite, les véhicules peuvent visiter plusieurs stations intermédiaires pour récupérer de nouvelles marchandises q_{i+1} et effectuer l'itinéraire $i+1$, à condition que les contraintes de temps définies par les horaires des transporteurs ou les périodes d'accès au dépôt ne soient pas enfreintes.

Cette caractéristique a été utilisée pour modéliser de nombreux problèmes d'optimisation. [221] ont modélisé un problème de production et d'acheminement des stocks pour une chaîne d'approvisionnement en oxygène liquide en tenant compte des installations de production, du réseau de distribution et des ressources de distribution. Ces décisions comprennent les taux de production de l'usine, les calendriers de livraison et l'acheminement à l'aide de véhicules hétérogènes. Une solution hybride à deux niveaux a été élaborée pour résoudre ce problème. Un modèle mathématique exact résout les décisions de production et d'inventaire, tandis qu'une métaheuristique basée sur la recherche locale guidée résout les problèmes de tournées à trajets multiples. La faisabilité et l'efficacité du modèle sont illustrées dans des instances réelles au Royaume-Uni. En tenant compte non seulement des voyages multiples mais aussi des installations hétérogènes et de la synchronisation des ressources, [222] ont proposé un algorithme en trois phases basé sur l'ALNS et des procédures de post-optimisation basées sur les chaines d'éjection. Leurs résultats suggèrent que l'extension de l'horizon de planification d'un jour ouvrable à plusieurs jours ouvrables peut réduire de manière significative les coûts logistiques.

Le VRPMT a également été adapté aux problèmes de livraisons fractionnées, variante dans laquelle la demande d'un client peut être satisfaite par plusieurs livraisons. Par exemple, [59] explorent un VRP dépendant du temps et utilisant des véhicules aériens autonomes (UAV). Pour sa résolution, un algorithme basé sur un recuit simulé (*Simulated Annealing* ou SA) avec des systèmes d'enchères intelligents et des voisinages stochastiques est utilisé. Leurs résultats montrent qu'en privilégiant les livraisons partielles, le coût des solutions peut être réduit de 34,11 % à 52,67 %. Toujours dans le domaine des livraisons fractionnées mais dans le contexte du transport de bagages dans les aéroports, [60] propose un ALNS pour résoudre le problème des tournées et de l'ordonnancement des trains de transit. Cette méthode permet de gérer le transport des bagages avec des fenêtres de temps spécifiques pour la collecte et la livraison.

Se concentrant uniquement sur la collecte, [223] introduisent une modélisation du VRP à plusieurs voyages pour la collecte des déchets solides. Dans ce cas, les véhicules sont autorisés à collecter les déchets jusqu'à leur limite de capacité, à les décharger et à continuer le travail de collecte jusqu'à la fin de leur journée de travail. En tenant compte des aspects économiques et environnementaux, les émissions de gaz à effet de serre et les coûts sont minimisés grâce à une méthode d'optimisation adaptative par essaims particulaires. Des cas réels fournis par la *Green Ring Company* du nouveau district de Jiangbei, en Chine, sont résolus, démontrant l'efficacité de l'algorithme.

Similairement, pour la modélisation des VRP dans un contexte de logistique humanitaire, des trajets multiples ont également été pris en compte. En effet, si l'on considère que chaque année, les catastrophes naturelles peuvent faire des millions de victimes, les modèles du VRP peuvent apporter des contributions importantes pour fournir des réponses rapides et donc sauver des vies. À cette fin, [224] a proposé un modèle VRP multi-voyages, multi-dépôts et multi-périodes afin de minimiser la somme des temps d'arrivée dans les zones sinistrées et de maximiser ainsi le taux de survie. En outre, compte tenu de l'utilisation d'hélicoptères pour le sauvetage de personnes après une catastrophe naturelle, [225] ont proposé une méthode hybride basée sur un algorithme génétique couplé à une recherche à grands voisinages (GA-LNS) pour résoudre le problème de tournées de sauvetage aérien (ARRP) multi-hélicoptères et multi-voyages. Pour le lecteur intéressé par de plus amples informations sur le VRPMT, [67] fournissent une revue générale de la littérature sur le VRPMT avec un seul dépôt,

[226] étudie les réductions possibles de gaz à effet de serre grâce au VRPMT, et [227] explorent l'Open-VRPMT avec des fenêtres de temps, où les véhicules ne sont pas obligés de retourner au dépôt à la fin de leurs livraisons.

2.1.3. Le VRP avec des zones grises (GZ-VRP)

Ce concept a été introduit pour la première fois par [198]. Les zones grises sont ainsi définies comme des emplacements où les clients peuvent être desservis soit par un véhicule de premier niveau, soit par un véhicule de second niveau, ce qui apporte plus de flexibilité au modèle, comme le montre la Figure 24.

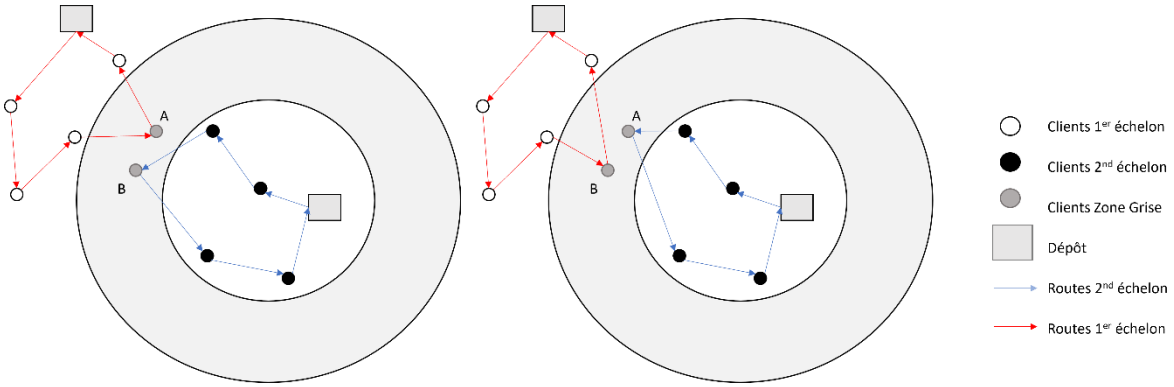


Figure 24 Exemple de clients de la zone grise

2.2. Modélisation du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

2.2.1. Problème et définitions

Le problème étudié considère deux flottes homogènes de véhicules qui effectuent des livraisons dans deux zones différentes. Dans notre cas particulier, nous considérons que les véhicules commencent et terminent leurs itinéraires à leur dépôt respectif. Les ICEV (véhicules à moteur à combustion interne) acheminent les marchandises depuis le dépôt du premier échelon, où se trouve la totalité du stock de marchandises au début de l'horizon temporel, jusqu'aux clients du premier échelon, et jusqu'aux points de transfert, appelés satellites. Ces derniers sont également utilisés comme stations C2P où les clients de premier niveau peuvent retirer leurs colis directement. Les AFV (véhicules à carburant alternatif) du deuxième échelon partent de leur dépôt situé dans le centre-ville sans aucune marchandise à bord. Ils doivent donc immédiatement rencontrer les ICEV aux satellites où ils récupéreront les marchandises pour commencer leurs tournées de livraison. Étant donné le manque de capacité de stockage des satellites, les véhicules des deux échelons doivent se trouver au satellite pratiquement au même moment, autrement dit, dans un laps de temps réduit.

Ainsi, comme les véhicules doivent se rencontrer à un endroit et à un moment précis, une synchronisation spatiale et temporelle est assurée pour les deux échelons afin que le transfert des marchandises soit aussi rapide que possible et que les ICEV et les AFV puissent tous les deux poursuivre leurs livraisons. Une fois le transfert effectué, les AFV livrent la marchandise aux clients à domicile et à des stations C2P du deuxième échelon où les clients peuvent récupérer eux-mêmes leurs marchandises. En raison des coûts associés à l'utilisation des véhicules et des satellites, le temps d'attente des véhicules à ces emplacements intermédiaires est limité à une valeur spécifique et est minimisé par l'inclusion des coûts d'attente dans la fonction-objectif (Eq. 2.2.1.1 du modèle mathématique). Les véhicules de deuxième niveau peuvent effectuer plusieurs trajets à condition qu'ils soient vides à chaque fois qu'ils arrivent à un satellite (Eq. 2.2.5.7), une hypothèse similaire est faite dans [194, 174, 228]. Par conséquent, une fois qu'un AFV a terminé ses livraisons, il peut rejoindre un ICEV au même satellite ou à un autre satellite pour récupérer de nouvelles marchandises et continuer une nouvelle tournée tant que la durée maximale représentée par la journée de travail de l'opérateur de livraison n'est pas dépassée. De même, un même satellite peut être utilisé par différents AFV tant que le temps d'attente maximum de l'ICEV au satellite est respecté.

Dans la formulation traditionnelle du 2E-VRP, les clients de chaque échelon sont pré-affectés au premier ou au deuxième échelon. Cependant, comme le montre [198], cette pré-affectation peut conduire à des résultats de mauvaise qualité car les clients proches des satellites pourraient être desservis soit par un ICEV, soit par un AFV. Pour cette raison, [198] ont introduit la zone grise, une zone dans laquelle l'affectation des clients n'est pas prédéfinie et où les clients peuvent donc être desservis par n'importe quel véhicule. Dans notre problème, les zones grises sont constituées de clients de livraison à domicile situés aux limites des zones urbaines. De même, les stations C2P sont intégrées aux deux échelons, car elles sont devenues particulièrement utilisées pour les livraisons sur le dernier kilomètre. Ces installations réduisent le nombre de livraisons non effectuées en raison de l'absence du client au moment de la livraison. Elles réduisent également les émissions de gaz à effet de serre et la congestion en permettant de regrouper plusieurs demandes en un seul point de collecte. Cela diminue le temps et la distance parcourus par les véhicules de livraison.

2.3. Formulation mathématique du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Formellement notre problème peut être modélisé comme un programme linéaire en nombres entiers mixtes (MILP). Dans ce modèle, nous considérons des temps d'attente sur les nœuds clients, des stations C2P pour les deux niveaux, et des décisions de localisation pour les satellites et les stations C2P. Le problème est défini sur un graphe $G = (V^{all}, A)$. L'ensemble V^{all} se compose de l'ensemble des nœuds représentant les dépôts réels et fictifs $V^D/V^{D'}$ respectivement, de l'ensemble des nœuds associés aux clients dont la livraison doit être faite à domicile V^{chd}, de l'ensemble des nœuds de clients C2P V^{cloc}, de l'ensemble des stations C2P V^{C2P} et de l'ensemble des satellites réels et fictifs $V^{sat}/V^{sat'}$ (la notation est résumée dans le Tableau 4).

Pour le premier échelon, le dépôt $V^D_{e=1}$ est considéré comme un entrepôt où se trouve tout le stock. Il est le point de départ pour tous les véhicules de la flotte du premier échelon F^1 (correspondant aux ICEV), tandis que le nœud de dépôt fictif $V^{D'}_{e=1}$ sert de nœud final. Pour le deuxième échelon $V^D_{e=2}$, le dépôt réel est considéré comme le point de départ et le dépôt fictif $V^{D'}_{e=2}$ est considéré comme le nœud final pour tous les véhicules de la flotte du deuxième échelon F^2(correspondant aux AFV). L'ensemble V^{chd} est constitué d'un sous-ensemble de clients à livrer à domicile pour chaque échelon et pour la zone grise (notée $e = \{0\}$). Les clients $V^{chd}_{e=1}$ ne peuvent être servis que par les véhicules du premier échelon F^1 et seuls les véhicules du deuxième échelon F^2 sont en mesure de servir les clients $V^{chd}_{e=2}$ .En revanche, $V^{chd}_{e=0}$ également appelés clients de la zone grise, peuvent être desservis par des véhicules de n'importe quel échelon $F^0 = F^1 \cup F^2$.

D'autre part, l'ensemble V^{cloc} est constitué d'un sous-ensemble pour chaque échelon $e\epsilon\{1,2\}$, où $V^{cloc}_{e=1}$ comporte les clients qui ne peuvent être servis que par les stations C2P du premier échelon (V^{sat}) ; et $V^{cloc}_{e=2}$ comporte les clients qui ne peuvent être servis que par les stations C2P du deuxième échelon ($V^{C2P}_{e=2}$). L'ensemble V^{C2P} est alors défini comme $V^{C2P}_{e=1} \cup V^{C2P}_{e=2}$.

D'un autre côté, l'ensemble V^{sat} est étendu à $V^{sat'}$ en dupliquant n fois chaque satellite réel. Ceci est dû au fait que chaque satellite peut être utilisé par plus d'un véhicule lors de la création des itinéraires et que chaque satellite peut être visité plusieurs fois par le même véhicule afin de recharger des marchandises et d'effectuer plusieurs itinéraires. Par conséquent, nous pouvons déterminer les ensembles $V^e = V^D_e \cup V^{D'}_e \cup V^{chd}_{e=0} \cup V^{chd}_e \cup V^{cloc}_e \cup V^{C2P}_e \cup V^{sat'}$ avec $e\epsilon\{1,2\}$ définissant l'ensemble de tous les nœuds que la flotte de premier échelon ($e = 1$) ou de deuxième échelon ($e = 2$) est en mesure de desservir. L'ensemble d'arcs A est constitué de tous les arcs réalisables du réseau. Il est défini par la réunion de $A_{e=1} = \{(i,j)|i,j \in V^{e=1}\}$ et $A_{e=2} = \{(i,j)|i,j \in V^{e=2}\}$.

Un temps de service spécifique $ST_i \geq 0$ et une demande $D_i \geq 0$ sont attribués à chaque nœud $i \in V^{all}$. Tous les véhicules de chaque flotte $k \in F^{1,2}$ sont considérés comme étant homogènes et donc partagent les mêmes valeurs de paramètres (capacité Q_k, des coûts spécifiques CD_k par unité de distance parcourue, des coûts pour le conducteur CT_k par unité de temps, et des coûts fixes CF_k par

véhicule). A chaque arc (i, j) est associée une distance $Dis_{i,j}^{k}$ et un temps de trajet $Time_{i,j}^{k}$ prédéfinis, où $Time_{i,j}^{k=2} > Time_{i,j}^{k=1}$, car les véhicules de premier échelon F^1 sont généralement capables de se déplacer à des vitesses plus élevées. D'autre part, chaque station C2P $l \in V^{C2P}$ a une capacité attribuée $QC2P_l$, un rayon de couverture $Radius_l$ et un coût fixe d'ouverture CU_l. La durée maximale de l'itinéraire, qui correspond aux heures de travail du conducteur, est donnée par $tmax$, et le temps d'attente maximal autorisé aux satellites est défini par $wmax$, fixé à $\frac{tmax}{10}$ comme dans [174].

2.3.1. Ensembles, sous-ensembles et paramètres

Les ensembles et paramètres utilisés sont présentés dans le Tableau 4:

Ensembles	
V^{all}	Ensemble de tous les nœuds.
$V_e^D / V_e^{D'}$	Ensemble des dépôts réels et fictifs de chaque échelon.
V_e^{chd}	Ensemble de tous les clients livrés à domicile dans la zone grise (e=0), le 1^{er} échelon (e=1) et le $2^{ème}$ échelon (e=2).
V_e^{C2P}	Ensemble de tous les emplacements possibles pour les casiers et les satellites.
$V^{sat} / V^{sat'}$	Ensemble de satellites réels et fictifs. Chaque satellite physique est dupliqué n fois.
V_e^{cloc}	Ensemble de tous les clients C2P du 1^{er} (e=1) et du $2^{ème}$ échelon (e=2).
V^e	Ensemble de nœuds pouvant être visités par tous les véhicules (e=0), uniquement par les véhicules du 1^{er} échelon (e=1) et uniquement par les véhicules du $2^{ème}$ échelon (e=2).
F / F^e	Flotte de tous les véhicules / Flotte du 1^{er} (e=1) et du $2^{ème}$ échelon (e=2).
Paramètres	
M	Grand nombre.
$tmax / wmax$	Durée maximale de l'itinéraire / Temps d'attente autorisé aux satellites.
$Time_{i,j}^{k} / Dis_{i,j}^{k}$	Temps de déplacement et distance entre le nœud (i) et le nœud (j) traversés par le véhicule (k).
$Q_k / QC2P_l$	Capacité du véhicule (k) et capacité de la station C2P (l).
CT_k / CD_k	Coût d'utilisation du véhicule (k) par unité de temps et par unité de distance.
CF_k	Coûts fixes d'utilisation du véhicule (k).
$CU_l / Radius_l$	Coût d'ouverture et rayon de couverture de la station C2P (l).
ST_i / D_i	Temps de service et demande du nœud (i).

Tableau 4 Notations

La valeur du paramètre M et le nombre n de satellites à dupliquer doivent être fixé au plus juste. En effet, de grandes valeurs de M peuvent ralentir la résolution du MILP par de solveurs de type Branch-and-Bound lors de l'exécution des modèles de programmation linéaire en nombres entiers mixtes, car ces grandes valeurs entraînent des relaxations faibles produisant des bornes très faibles [229, 230]. Dans notre cas, pour éviter ces problèmes, nous avons défini notre grand M utilisée dans (Eq. 2.2.4.5, 2.2.5.3, 2.2.5.4, 2.2.5.5, 2.2.5.6 et 2.2.5.7) comme la somme de toutes les demandes des clients ($M = \sum_{i \epsilon V^{all}} D_i$). En revanche, pour définir la valeur de n, nous devons tenir compte du nombre maximum de fois qu'un satellite peut être utilisé dans une solution donnée. Ainsi, en considérant que les satellites peuvent être utilisés plusieurs fois pour chaque véhicule du deuxième échelon (voyages multiples), nous avons établi $n = |V_{e=2}^{chd}| + |V_{e=0}^{chd}| + |V_{e=2}^{cloc}|$.

2.3.2. Variables de décision

Afin de modéliser le problème décrit dans la Section 2.2.1., nous avons introduit un ensemble de variables binaires et réelles qui nous permettent de représenter efficacement les caractéristiques propres à notre système de distribution logistique :

$$X_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule } (k) \text{ se déplace du nœud } (i) \text{ au nœud } (j) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$S_{i,l} = \begin{cases} 1, & \text{si le client C2P } (i) \text{ est couvert par la station C2P } (l) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$Y_i = \begin{cases} 1, & \text{si la station C2P } (l) \text{ est ouverte} \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$T_{i,k} = \text{Temps d'arrivée du véhicule } (k) \text{ au nœud } (i).$$

$$U_{i,k} = \text{Charge du véhicule } (k) \text{ avant de servir le nœud } (i)$$

$$W_{i,k} = \text{Temps d'attente du véhicule } (k) \text{ au nœud } (i).$$

$$\text{Où } k \in \text{F}, i \in V^{all}, j \in V^{all}, l \in V^{\text{C2P}}.$$

La valeur de ces variables permet d'établir les itinéraires de distribution des deux niveaux, les satellites utilisés par ces itinéraires, les stations C2P auxquelles les clients sont affectés, la charge et le nombre de camions nécessaires à la distribution, les heures d'arrivée et les temps d'attente des véhicules dans chacun des nœuds visités.

2.3.3. Fonction-objectif

La fonction-objectif considérée est calculée en termes purement économiques. Celle-ci prend en compte les coûts fixes et les coûts variables liés à la distribution. Parmi les coûts fixes, sont comptés

les coûts fixes d'utilisation des véhicules et les frais d'ouverture/utilisation des stations C2P (satellites et cassiers). D'autre part, les coûts variables comprennent les coûts liés à la distance parcourue, les coûts liés aux heures de travail des conducteurs et les coûts générés par le temps d'attente aux satellites et aux emplacements des clients.

$$min \sum_{i\in V^{all}} \sum_{j\in V^{all}} \sum_{k\in F} \left[\left(Time_{i,j}^{k} + ST_i\right)CT_k + \left(Dis_{i,j}CD_k\right)\right] X_{i,j,k} + \sum_{i\in V^{all}} \sum_{k\in F} W_{i,k}CT_k + \sum_{d\in V^{D}} \sum_{j\in v^{all}} \sum_{k\in F} X_{d,j,k}FC_k + \sum_{i\in C2P} Y_i CU_i \quad (2.2.1.1)$$

2.3.4. Contraintes traditionnelles pour le 2E-VRP

Parmi les contraintes traditionnelles du 2E-VRP on retrouve tout d'abord les contraintes de retour au dépôt initial et les contraintes d'utilisation des véhicules (Eq.2.2.4.1 et 2.2.4.2). Ces dernières établissent que chaque véhicule ne peut quitter le dépôt qu'une seule fois au maximum et que chaque véhicule qui quitte le dépôt doit retourner au même dépôt à la fin de son itinéraire. Ensuite, les contraintes de flux (Eq. 2.2.4.3) établissent la continuité des routes, c'est-à-dire que tout véhicule arrivant à un nœud doit également quitter ce nœud. Enfin, les contraintes de non-fractionnement de la demande (Eq. 2.2.4.4) garantissent que chaque client n'est servi qu'une seule fois (les demandes partielles ne sont pas autorisées) et les contraintes de cohérence de temps (Eq. 2.2.4.5) déterminent les heures d'arrivée des véhicules aux nœuds en tenant compte du temps de trajet, du temps de service et du temps d'attente à chaque nœud tout en respectant les précédences générées par les variables $X_{i,j,k}$.

$$\sum_{j\in V^{e}, i\neq j} X_{d,j,k} = \sum_{j\in V^{e}, i\neq j} X_{j,d',k} \qquad \forall\, d \in V_e^{D}, d' \in V_e^{D'}, k \in F^{e}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.4.1)$$

$$\sum_{j\in V^{e}, i\neq j} X_{d,j,k} \leq 1 \qquad \forall\, d \in V^{D}, k \in F^{e}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.4.2)$$

$$\sum_{j\in V^{e}, i\neq j} X_{i,j,k} = \sum_{j\in V^{e}, i\neq j} X_{j,i,k} \qquad \forall\, k \in F^{e}, i \in V^{e}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.4.3)$$

$$\sum_{i\in V^{e}, i\neq j} \sum_{k\in F^{0,1,2}} X_{i,j,k} = 1 \qquad \forall j \in V_e^{chd}, e \in \{0,1,2\} \qquad (2.2.4.4)$$

$$T_{j,k} \geq \left(T_{i,k} + Time_{i,j} + ST_i + W_{i,k} - M\left(1 - X_{i,j,k}\right)\right) \qquad \forall\, i \in V^{e}, j \in V^{e}, k \in F^{e}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.4.5)$$

2.3.5. Contraintes de temps et de charge

Les contraintes (Eq. 2.2.5.1) fixent l'heure de départ des véhicules de premier niveau à zéro, définissant ainsi le début de la période de livraison. Les contraintes (Eq. 2.2.5.2) limitent l'heure maximale de retour aux dépôts pour tous les véhicules. En ce qui concerne les contraintes de charge, les contraintes (Eq. 2.2.5.3, 2.2.5.4 et 2.2.5.5) définissent la charge des véhicules pour les clients, les satellites et les stations C2P respectivement, tandis que les contraintes (Eq. 2.2.5.6 et 2.2.5.7) garantissent que les véhicules retournent vide à leur dépôt à la fin de la journée ; et que les véhicules de second niveau ne visitent les satellites que lorsque leur charge devient nulle.

$$T_{d,k} = 0 \qquad \forall\, d \in V^{D}_{e=1}, k \in F^{1} \qquad (2.2.5.1)$$

$$T_{d',k} \leq tmax \qquad \forall\, \mathrm{d}' \in \mathrm{V}^{\mathrm{D}'}_{\mathrm{e}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F}^{\mathrm{e}}, \mathrm{e} \in \{1,2\} \qquad (2.2.5.2)$$

$$U_{j,k} + D_j \leq U_{i,k} + M\left(1 - X_{i,j,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{e}, j \in V^{chd}_{e}, k \in F^{e}, e \in \{0,1,2\} \qquad (2.2.5.3)$$

$$U_{j,l} + U_{j,k} + \sum_{c \in V^{cloc}_{e=1}} S_{c,j} D_c \leq U_{i,k} + M\left(1 - X_{i,j,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{all}, j \in V^{C2P}_{e=1}, k \in F^{1}, l \in F^{2} \qquad (2.2.5.4)$$

$$U_{j,k} + \sum_{c \in V^{cloc}_{e=2}} S_{c,j} D_c \leq U_{i,k} + M\left(1 - X_{i,j,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{all}, j \in V^{C2P}_{e=2}, k \in F^{2} \qquad (2.2.5.5)$$

$$U_{i,k} \leq M\left(1 - X_{i,d',k}\right) \qquad \forall\, d' \in V^{D'}_{e}, i \in V^{e}, k \in F^{e}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.5.6)$$

$$U_{i,k} \leq M\left(1 - X_{i,s',k}\right) \qquad \forall\, \mathrm{i} \in \mathrm{V}^{2}, \mathrm{k} \in \mathrm{F}^{2}, \mathrm{s}' \in \mathrm{V}^{\mathrm{sat}'} \qquad (2.2.5.7)$$

2.3.6. Contraintes de capacité

Contraintes (Eq. 2.2.6.1 et 2.2.6.2), garantissent que la charge ne dépasse pas la capacité du véhicule et que la capacité des stations C2P est respectée.

$$U_{i,k} \leq Q_k \qquad \forall\, \mathrm{i} \in \mathrm{V}^{\mathrm{all}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F} \qquad (2.2.6.1)$$

$$\sum_{i \in V^{cloc}_{e}} S_{i,j} * D_i \leq QC2P_j * Y_j \qquad \forall\, \mathrm{j} \in \mathrm{V}^{\mathrm{C2P}}_{\mathrm{e}}, \mathrm{e} \in \{1,2\} \qquad (2.2.6.2)$$

2.3.7. Contraintes d'utilisation des satellites

Les contraintes (Eq. 2.2.7.1 et 2.2.7.2) garantissent que lorsqu'un satellite est utilisé par un véhicule de second niveau, il est également visité par un véhicule de premier niveau ; et que tout satellite (réel ou fictif) présent sur les itinéraires doit être ouvert.

$$\sum_{i \in V^e} X_{i,s',k} = \sum_{j \in V^e} X_{s',j,k} \qquad \forall\, s' \in V^{sat'}, k \in F^e, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.7.1)$$

$$\sum_{i \in V^e} \sum_{k \in F^e} X_{i,s',k} \leq Y_{s'} \qquad \forall\, s' \in V^{sat'}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.7.2)$$

2.3.8. Contraintes d'utilisation des stations C2P

L'un des aspects les plus importants de notre modèle est l'inclusion des stations C2P. Comme indiqué précédemment, ce type de stations facilite la consolidation des demandes multiples et permet donc de réduire les coûts de livraison, la pollution générée et les distances parcourues. Dans ce modèle mathématique, outre les contraintes de charge et de capacité sur les stations mentionnées précédemment, on trouve également les contraintes (Eq. 2.2.8.1). Celles-ci garantissent que chaque station C2P utilisée dans les itinéraires est ouverte. D'autre part, les contraintes (Eq.2.2.8.2, 2.2.8.3) limitent la distance entre les stations et les clients qui leurs sont affectés à une distance maximale appelée rayon de couverture et garantissent que chaque client n'est affecté qu'à une seule station C2P. Enfin, les contraintes (Eq. 2.2.8.4) assurent que les stations C2P ouvertes sont incluses dans les itinéraires de distribution.

$$Y_j \geq X_{i,j,k} \qquad \forall\, i \in V^e, j \in V_e^{C2P}, k \in F^e, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.8.1)$$

$$S_{i,j} * Dis_{i,j} \leq Radius_j \qquad \forall\, i \in V_e^{cloc}, j \in V_e^{C2P}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.8.2)$$

$$\sum_{j \in V_e^{C2P}} S_{i,j} = 1 \qquad \forall i \in V_e^{cloc}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.8.3)$$

$$\sum_{i \in V^e, i \neq j} \sum_{k \in F^e} X_{i,j,k} = Y_j \qquad \forall\, j \in V_e^{C2P}, e \in \{1,2\} \qquad (2.2.8.4)$$

2.3.9. Contraintes de synchronisation

Enfin, nous utiliserons la variable $W_{i,k}$ pour limiter les temps d'attente aux satellites afin d'assurer la synchronisation de l'arrivée des véhicules de premier et de second niveau aux satellites. Pour cela, les contraintes (Eq. 2.2.9.1 et 2.2.9.2) nous permettent de calculer le temps d'attente des AFVs et des ICEVs respectivement, tandis que la contrainte (Eq. 2.2.9.3) limite le temps d'attente à une valeur maximale $wmax$.

$$W_{s',l} \geq \sum_{k \in F^2} T_{s',k} - \sum_{k \in F^1} T_{s',k} \qquad \forall\, s' \in V^{sat'}, l \in F^1 \qquad (2.2.9.1)$$

$$W_{s',l} \geq \sum_{k \in F^1} T_{s',k} - \sum_{k \in F^2} T_{s',k} \qquad \forall\, s' \in V^{sat'}, l \in F^2 \qquad (2.2.9.2)$$

$$W_{s',k} \leq \sum_{j \in V^e} (X_{s',j,k} * wmax) \qquad \forall\, s' \in V^{sat\prime}, k \in F^e, \; e \in \{1,2\} \qquad (2.2.9.3)$$

2.4. MILP résultats

Notre modèle a été programmé en Python 3.8.8 et exécuté dans Gurobi 10.0 sur un ordinateur disposant de 16 Gigabytes de RAM et d'un processeur Intel Core i7 VPRO.

2.4.1. Instances

Pour tester notre modèle mathématique, nous avons utilisé l'ensemble d'instances de Anderluh *et al* [174] basé sur les instances traditionnelles de Salomon [231]. Ces dernières sont composées de six sous-ensembles différents (C1, C2, R1, R2, RC1, RC2). Les données géographiques sont générées de manière aléatoire dans les sous-ensembles R1 et R2, de manière clustérisée dans les sous-ensembles C1 et C2, et d'un mélange de structures aléatoires et clustérisées dans les sous-ensembles RC1 et RC2. Vu la nature NP-difficile de notre problème, nous avons réduit la tailles de ces instances en prenant aléatoirement dix clients ($V^{cloc} \cup V^{chd}$), deux satellites (V^{sat}) et deux stations C2P du second échelon (V^{C2P}).

2.4.2. Résultats

Les résultats présentés ci-dessous sont obtenus sur les instances décrites précédemment. Afin d'étudier le comportement exponentiel du temps d'exécution de notre modèle lorsque le nombre total de nœuds V^{all} augmente. Chaque instance a été scindée en sous-instances de 15, 17 et 19 nœuds. Concrètement, nous avons progressivement augmenté la taille des instances en augmentant le nombre de clients en livraison à domicile $V^{chd}_{e=\{0,1,2\}}$. Les paramètres de coût et de capacité sont identiques pour chaque instance. Les tableaux ci-dessous présentent la meilleure fonction-objectif trouvée ($F.O.$) dans un temps d'exécution limité à un maximum de 3600 secondes, leur GAP d'optimalité, le temps d'attente totale ($\sum W_{i,k}$), et le nombre de voyages multiples (MT) effectués par les véhicules de deuxième niveau.

Inst.	V^{all}	V^{sat}	V^{c2p}	V_0^{chd}	$V_{1,2}^{chd}$	V^{cloc}	F^1	Q_{F^1}	F^2	Q_{F^2}	MT	$\sum W_{i,k}$	$F.O.$	GAP	$Ex.Time$
C1-I	15	4	2	0	4	2	2	15	1	8	1	0	220.793	0%	5.042
C1-I	15	4	2	1	3	2	2	15	1	8	1	0	218.901	0%	140.570
C1-I	15	4	2	2	2	2	2	15	1	8	1	0	218.901	0%	55.709
C1-I	15	4	2	3	1	2	2	15	1	8	1	0	210.533	0%	218.220
C1-II	17	4	2	0	6	2	2	15	2	8	0	0	243.888	0%	34.108
C1-II	17	4	2	1	5	2	2	15	2	8	0	0	241.996	0%	774.810
C1-II	17	4	2	2	4	2	2	15	2	8	0	0	241.996	0%	389.700
C1-II	17	4	2	3	3	2	2	15	1	8	1	7	227.283	0%	549.320
C1-III	19	4	2	0	8	2	-	15	-	8	-	-	310.989	5.04%	3600
C1-III	19	4	2	1	7	2	-	15	-	8	-	-	307.692	53.6%	3600
C1-III	19	4	2	2	6	2	-	15	-	8	-	-	310.990	48.40%	3600
C1-III	19	4	2	3	5	2	-	15	-	8	-	-	310.990	57.2%	3600

Tableau 5 Résultats instances C1-I (a-b-c), C1-II (a-b-c) et C1-III (a-b-c

Inst.	V^{all}	V^{sat}	V^{c2p}	V_0^{chd}	$V_{1,2}^{chd}$	V^{cloc}	F^1	Q_{F^1}	F^2	Q_{F^2}	MT	$\sum W_{i,k}$	F. O.	GAP	Ex. Time
C2-I	15	4	2	0	4	2	2	20	1	10	1	1.6	200.498	0%	151,437
C2-I	15	4	2	1	3	2	2	20	1	10	1	1.6	200.498	0%	64.516
C2-I	15	4	2	2	2	2	2	20	1	10	1	1.6	200.498	0%	78.713
C2-I	15	4	2	3	1	2	2	20	1	10	0	0	186.981	0%	281.819
C2-II	17	4	2	0	6	2	2	20	1	10	2	3.3	265.606	0%	569.271
C2-II	17	4	2	1	5	2	2	20	1	10	2	1.7	262.461	0%	1833.773
C2-II	17	4	2	2	4	2	-	20	-	10	-	-	262.461	36.1%	3600
C2-II	17	4	2	3	3	2	-	20	-	10	-	-	218.268	45.6%	3600
C2-III	19	4	2	0	8	2	-	20	-	10	-	-	320.001	43.8%	3600
C2-III	19	4	2	1	7	2	-	20	-	10	-	-	320.001	48.2%	3600
C2-III	19	4	2	2	6	2	-	20	-	10	-	-	320.001	59.2%	3600
C2-III	19	4	2	3	5	2	-	20	-	10	-	-	329.387	61.5%	3600

Tableau 6 Résultats instances C2-I (a-b-c), C2-II (a-b-c) et C2-III (a-b-c)

Inst.	V^{all}	V^{sat}	V^{c2p}	V_0^{chd}	$V_{1,2}^{chd}$	V^{cloc}	F^1	Q_{F^1}	F^2	Q_{F^2}	MT	$\sum W_{i,k}$	F. O.	GAP	Ex. Time
R1-I	15	4	2	0	4	2	2	20	2	10	0	1,89	295.332	0%	515.466
R1-I	15	4	2	1	3	2	2	20	2	10	0	1.89	295.332	0%	1327.898
R1-I	15	4	2	2	2	2	2	20	1	10	1	0	270.414	0%	2394.597
R1-I	15	4	2	3	1	2	2	20	1	10	1	0	270.414	0%	881.025
R1-II	17	4	2	0	6	2	-	20	-	10	-	-	372.418	17.7%	3600
R1-II	17	4	2	1	5	2	-	20	-	10	-	-	376.239	21.5%	3600
R1-II	17	4	2	2	4	2	-	20	-	10	-	-	376.239	12.9%	3600
R1-II	17	4	2	3	3	2	-	20	-	10	-	-	300.075	28.1%	3600
R1-III	19	4	2	0	8	2	-	20	-	10	-	-	562.877	16.4%	3600
R1-III	19	4	2	1	7	2	-	20	-	10	-	-	562.877	29.0%	3600
R1-III	19	4	2	2	6	2	-	20	-	10	-	-	543.393	22.6%	3600
R1-III	19	4	2	3	5	2	-	20	-	10	-	-	543.302	22.0%	3600

Tableau 7 Résultats instances R1-I (a-b-c), R1-II (a-b-c) et R1-III (a-b-c)

Inst.	V^{all}	V^{sat}	V^{c2p}	V_0^{chd}	$V_{1,2}^{chd}$	V^{cloc}	F^1	Q_{F^1}	F^2	Q_{F^2}	MT	$\sum W_{i,k}$	F. O.	GAP	Ex. Time
R2-I	15	4	2	0	4	2	2	20	1	10	1	0	243.396	0%	9.108
R2-I	15	4	2	1	3	2	2	20	1	10	1	0	243.396	0%	24.240
R2-I	15	4	2	2	2	2	2	20	1	10	0	0	208.772	0%	36.983
R2-I	15	4	2	3	1	2	2	20	1	10	0	0	175.502	0%	13.657
R2-II	17	4	2	0	6	2	2	20	2	10	0	0	315.593	0%	48.418
R2-II	17	4	2	1	5	2	2	20	2	10	0	0	315.593	0%	58.667
R2-II	17	4	2	2	4	2	2	20	2	10	0	0	293.226	0%	1010.842
R2-II	17	4	2	3	3	2	-	20	-	10	-	-	293.226	0%	949.063
R2-III	19	4	2	0	8	2	-	20	-	10	-	-	426.232	13.5%	3600
R2-III	19	4	2	1	7	2	-	20	-	10	-	-	392.342	21.2%	3600
R2-III	19	4	2	2	6	2	-	20	-	10	-	-	392.342	22.0%	3600
R2-III	19	4	2	3	5	2	-	20	-	10	-	-	381.947	22.7%	3600

Tableau 8 Résultats instances R2-I (a-b-c), R2-II (a-b-c) et R2-III (a-b-c)

Inst.	V^{all}	V^{sat}	V^{c2p}	V_0^{chd}	$V_{1,2}^{chd}$	V^{cloc}	F^1	Q_{F^1}	F^2	Q_{F^2}	MT	$\sum W_{i,k}$	F. O.	GAP	Ex. Time
RC1-I	15	4	2	0	4	2	2	20	2	10	0	0	317.989	0%	6.683
RC1-I	15	4	2	1	3	2	2	20	1	10	1	0.35	269.295	0%	16.974
RC1-I	15	4	2	2	2	2	2	20	1	10	1	0.35	269.295	0%	82.18
RC1-I	15	4	2	3	1	2	2	20	1	10	0	0	225.27	0%	65.712
RC1-II	17	4	2	0	6	2	2	20	1	10	1	0	339.603	0%	144.693
RC1-II	17	4	2	1	5	2	2	20	1	10	1	0	339.603	0%	236.506
RC1-II	17	4	2	2	4	2	2	20	1	10	1	0.33	287.723	0%	356.993
RC1-II	17	4	2	3	3	2	2	20	1	10	1	0.33	287.723	0%	329.616
RC1-III	19	4	2	0	8	2	-	20	-	10	-	-	405.703	25.6%	3600
RC1-III	19	4	2	1	7	2	-	20	-	10	-	-	405.703	20.7%	3600
RC1-III	19	4	2	2	6	2	-	20	-	10	-	-	405.703	25.0%	3600
RC1-III	19	4	2	3	5	2	-	20	-	10	-	-	357.009	26.7%	3600

Tableau 9 Résultats instances RC1-I (a-b-c), RC1-II (a-b-c) et RC1-III (a-b-c)

Inst.	V^{all}	V^{sat}	V^{c2p}	V_0^{chd}	$V_{1,2}^{chd}$	V^{cloc}	F^1	Q_{F^1}	F^2	Q_{F^2}	MT	$\sum W_{i,k}$	F. O.	GAP	Ex. Time
RC2-I	15	4	2	0	4	2	1	20	1	10	1	14.92	207.010	0%	5.399
RC2-I	15	4	2	1	3	2	1	20	1	10	1	2.42	187.007	0%	7.598
RC2-I	15	4	2	2	2	2	1	20	1	10	1	2.42	187.007	0%	14.607
RC2-I	15	4	2	3	1	2	1	20	1	10	0	0	135.857	0%	21.342
RC2-II	17	4	2	0	6	2	2	20	3	10	0	0	440.138	0%	263.223
RC2-II	17	4	2	1	5	2	2	20	3	10	0	0	440.138	0%	261.648
RC2-II	17	4	2	2	4	2	2	20	3	10	0	0	429.781	0%	488.873
RC2-II	17	4	2	3	3	2	2	20	2	10	0	0	332.915	0%	700.309
RC2-III	19	4	2	0	8	2	-	20	-	10	-	-	457.027	10.1%	3600
RC2-III	19	4	2	1	7	2	-	20	-	10	-	-	446.627	12.8%	3600
RC2-III	19	4	2	2	6	2	-	20	-	10	-	-	446.627	15.1%	3600
RC2-III	19	4	2	3	5	2	-	20	-	10	-	-	364.527	11.3%	3600

Tableau 10 Résultats instances RC2-I (a-b-c), RC2-II (a-b-c) et RC2-III (a-b-c)

Une des caractéristiques les plus intéressantes des problèmes de tournées des véhicules est la simplicité avec laquelle une solution complexe peut être représentée sous forme graphique. En utilisant cette propriété du VRP, la Figure 25 illustre la représentation graphique de la solution optimale trouvée pour l'instance C1-I. Dans ce cas, il est possible de distinguer les routes de premier et de second niveau, l'utilisation de satellites, de stations C2P et de trajets multiples au second niveau qui permettent au véhicule de se réapprovisionner afin de poursuivre une nouvelle route ; permettant d'éliminer indirectement les coûts liés à l'utilisation d'un véhicule supplémentaire.

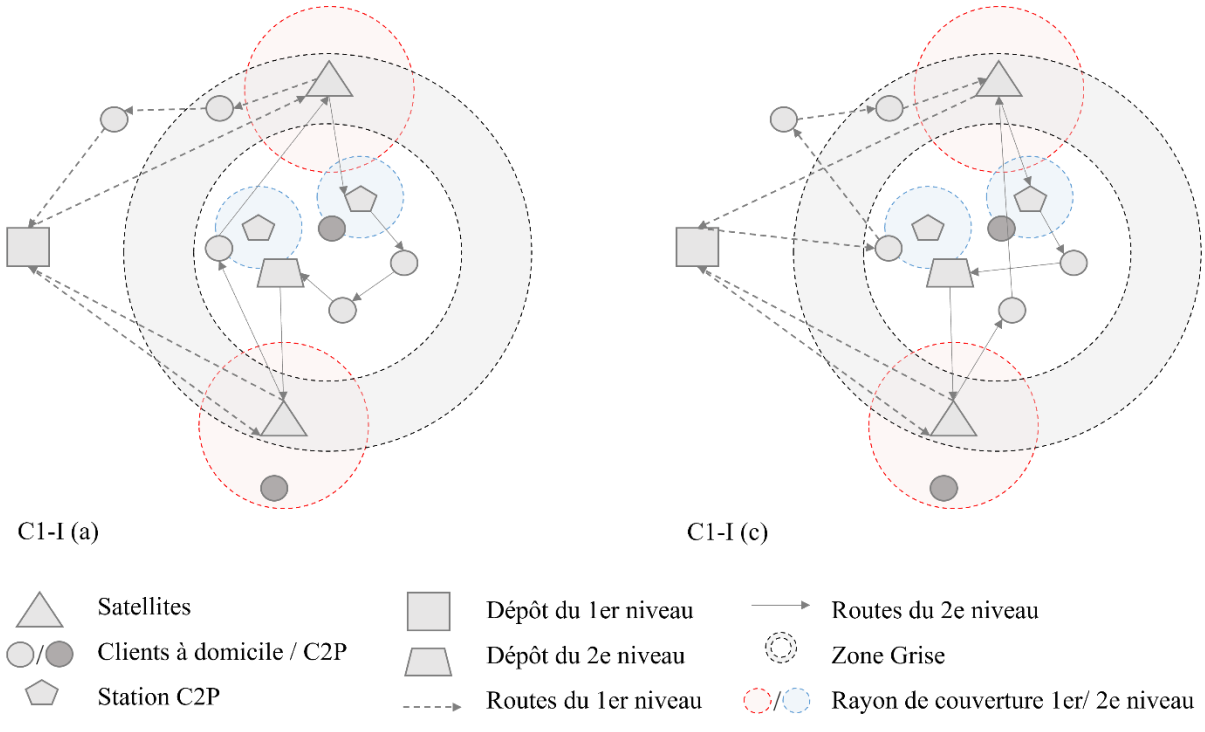


Figure 25 Exemple de résultats pour l'instance Instance C1-I (a/c) pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Les résultats obtenus montrent que les instances R1 à 17 clients n'ont pas été résolues dans la limite de temps allouée. De plus, les instances de type C à 13 clients présentent un écart significatif (GAP). En raison de la taille limitée des instances étudiées, il est important de noter que le nombre de trajets multiples (MT) a été relativement faible, de même que les temps d'attente. Ces observations mettent en évidence l'importance de développer des méthodes approchées capables de résoudre des instances plus grandes.

2.5. Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons proposé et testé un MILP modélisant un problème de distribution à deux échelons. Ainsi, nous avons expliqué les variables de décision et les paramètres fondamentaux qui composent notre modèle. Enfin, nous avons testé son efficacité en exécutant notre modèle mathématique dans Gurobi 10.0 en utilisant Python. Les résultats montrent que, puisqu'il s'agit d'une extension du VRP et donc d'un problème NP-difficile, notre modèle mathématique exact ne peut être résolu que sur de petites instances comprenant jusqu'à 18 nœuds. Cela confirme la nécessité de développer des méthodes approchées capables de résoudre des instances beaucoup plus grandes, qui sont souvent rencontrées dans les applications pratiques du VRP. Pour cette raison, nous avons développé une matheuristique basé sur la méthode GRASP, capable de résoudre des instances plus réalistes dans des délais beaucoup plus courts. Cette matheuristique est discutée en détail dans le chapitre suivant.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été exposés lors de la conférence *German Operations Research* (GOR) 2022 à Karlsruhe et ont fait l'objet d'une publication :

Silva Russi, E.R., Labadie, N., Prodhon, C. (2023). The Grey Zone Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Customer-to-Parcel Locations and Low-Pollution Vehicles for Inner-City Logistics. In: Grothe, O., Nickel, S., Rebennack, S., Stein, O. (eds) Operations Research Proceedings 2022. German Operations Research (GOR) 2022. Pages 451–459. Lecture Notes in Operations Research. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-24907-5_54.

CHAPITRE 3

APPROCHE MATHEURISTIQUE MONO-OBJECTIF

Ce chapitre présente une matheuristique à plusieurs étapes basée sur un algorithme de type GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) utilisant trois types de constructeurs *greedy* afin de résoudre le problème de distribution urbaine, incluant des stations C2P, de la synchronisation spatiale et temporelle aux satellites, ainsi que des trajets multiples pour les véhicules de livraison du dernier kilomètre. Dans un premier temps, dans la Section 3.1., nous ferons une brève revue de la littérature relative à la méthode employée. Par la suite dans la Section 3.2., nous présenterons en détail notre matheuristique, exposant ses particularités tout en introduisant les heuristiques et les modèles mathématiques employés. Ensuite, nous aborderons la phase expérimentale dans la Section 3.3. en présentant les résultats obtenus et en évaluant l'efficacité de notre matheuristique. En outre, nous analyserons les divers facteurs susceptibles d'influer sur le coût de la distribution à travers l'utilisation de notre algorithme dans la Section 3.4.. Finalement, nous clôturons ce chapitre en présentant quelques conclusions et perspectives.

Sommaire

3. Matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 75

3.1. Etat de l'art 75

3.1.1. Le Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP) 75

3.1.2. Méthodes d'optimisation hybrides 77

3.1.3. Matheuristiques 78

3.2. Matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 79

3.2.1. L'algorithme général 79

3.2.2. Affectation des clients aux stations C2P pour le deuxième niveau 79

3.2.3. Heuristiques de construction de type « *Greedy*» pour les AFV 82

3.2.4. La procédure d'intensification (opérateurs de recherche locale)..... 85

3.2.5. Affectation des satellites, stations C2P du premier niveau 87

3.2.6. Algorithme de fusion pour les trajets multiples..... 88

3.2.7. Algorithme de construction des routes du premier niveau 89

3.2.8. Méthode de mise à jour basée sur une matrice de précédences et un calcul de niveaux topologiques. 90

3.3. Expérimentation 92

3.3.1. Instances utilisées et paramètres..... 92

3.3.2. Réglage des paramètres 92

3.3.3. Résultats pour le 2E-MTVRP SS et 2E-MTVRP-SS-GZ-CO 93
3.3.4. Impact des heuristiques de construction utilisées..... 95
3.4. Analyse de facteurs impactant le coût de transport 101
3.4.1. Etude 1 : Effet des zones grises sur le coût de transport 101
3.4.2. Etude 2 : Effet de la synchronisation sur le coût de transport..... 104
3.4.3. Etude 3 : Effet des stations « Customer-to-Parcel » (C2P) sur le coût de transport. 106
3.5. Conclusions.....112

3. Matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Pour résoudre notre problème de distribution urbaine avec des stations C2P, une synchronisation spatiale et temporelle aux satellites pour l'arrivée des véhicules des deux échelon et des trajets multiples pour les véhicules de livraison du dernier kilomètre, nous proposons une matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP en utilisant trois types de constructeurs *greedy*. Cet algorithme a été choisi parce qu'il s'est avéré efficace pour résoudre de nombreux problèmes complexes de tournées de véhicules de grande taille [232, 233], et en raison de sa structure simple et de sa facilité de mise en œuvre. Notre algorithme est donc un outil potentiel d'aide à la décision pour les acteurs de la distribution urbaine à la recherche de politiques de distribution innovantes basées sur l'utilisation de stations C2P, constituant une alternative à la politique traditionnelle dans laquelle une seule flotte de véhicules effectue toutes les livraisons directement aux clients.

3.1. Etat de l'art

3.1.1. Le Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)

La procédure GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) développé en 1989 [234, 235] est une métaheuristique itérative utilisée dans les problèmes d'optimisation combinatoire qui se compose de deux phases : une phase de construction et une phase de recherche locale. À chaque itération de l'algorithme pendant la phase de construction, une solution réalisable est construite à l'aide d'une heuristique de type *greedy* randomisée. Si la solution est infaisable, une procédure de réparation est nécessaire pour restaurer la faisabilité [31]. Ensuite, son voisinage est étudié jusqu'à ce qu'un optimum local soit trouvé dans la phase de recherche locale. Le meilleur résultat est sauvegardé et affiché à la fin des itérations. Des revues de la littérature concernant le GRASP sont présentées dans [236, 237, 238]. L'Algorithme 3.1 basé sur [27] présente le pseudocode de la structure générale du GRASP dans lequel β représente le nombre d'itérations et *seed* représente la racine initiale utilisée pour le générateur de nombres pseudo-aléatoires.

Algorithme 3.1	Modèle général du GRASP
1 :	**Entrée:** β ; n=0 ;
2 :	**While** $(\mathrm{n} < Iterations_{GRASP})$ **Do**
3 :	$S = Heuristique_de_construction\ (seed)$;
4 :	$S' = Recherche_Local\ (S)$;
5 :	$n = n + 1$;
6 :	**Sortie :** Meilleure solution trouvée

Étant donné que le temps d'exécution ne varie pas considérablement entre les itérations, le temps d'exécution total de l'algorithme est prévisible et augmente linéairement avec le nombre d'itérations. En effet, la probabilité de trouver une solution qui améliore la solution actuelle diminue avec le nombre

d'itérations. Par conséquent, lorsque le nombre d'itérations augmente, le temps d'exécution augmente et la solution finale est, en principe, meilleure.

3.1.1.1. Phase de construction

À chaque itération, pendant la phase de construction, un ensemble d'éléments candidats est formé à partir de tous les éléments qui peuvent être incorporés dans la solution partielle en cours de construction sans compromettre sa faisabilité. La sélection de l'élément à incorporer dans la solution est déterminée en évaluant les éléments de l'ensemble de candidats au moyen d'une fonction d'évaluation *greedy*. Traditionnellement, cette évaluation représente l'impact sur la fonction-objectif résultant de l'incorporation de cet élément dans la solution partielle. L'évaluation de ces éléments par la fonction *greedy* permet de créer la liste restreinte de candidats (RCL) formée par les α meilleurs éléments, c'est-à-dire les α éléments dont l'incorporation dans la solution partielle entraîne les coûts incrémentaux minimums (aspect *greedy* de l'algorithme). Si la RCL est limité à un seul élément (α=1), la solution obtenue dans toutes les itérations sera toujours la même avec une variance égale à 0. Cependant, lorsque le RCL comporte plus d'un élément, le caractère aléatoire de la solution et sa variance augmentent en fonction de la valeur de α. Bien que cela soit moins courant, la RCL peut également être formé en choisissant aléatoirement un nombre α d'éléments et en sélectionnant le meilleur d'entre eux.

Algorithme 3.2	Modèle général d'une heuristique de construction *greedy* randomisée
1 :	**Entrée :** Critère_RCL {Critère qui définit la taille de la RCL}
2 :	$S = \{\ \}$ {Solution initiale (vide)}
3 :	Évaluation_des_coûts_marginaux ()
4 :	**Do**
5 :	$Construction_RCL$ () {Procédure de construction de la RCL}
6 :	Élément_$Aléatoire_i = Selection_Alea(RCL)$
7 :	{Sélection d'un élément aléatoire de la RCL}
8 :	$S = S \cup$ Élément_$Aléatoire_i$ {Insertion d'élément dans la solution}
9 :	Évaluation_des_coûts_marginaux ()
10 :	{Mis à jour des coûts marginaux}
11 :	**While** Critère {Jusqu'à ce que la solution complète soit générée}
12 :	**Sortie :** Solution complète

L'élément qui sera sélectionné pour être incorporé dans la solution partielle est choisi aléatoirement dans la RCL, ce qui constitue l'aspect probabiliste de l'algorithme et permet donc d'obtenir des solutions différentes au cours des itérations. La sélection peut être de deux types : une sélection non biaisée, où tous les éléments ont la même probabilité d'être sélectionnés, et une sélection biaisée, où la sélection de l'élément dépend de fonctions de probabilité telles que la distribution normale. Une fois l'élément incorporé dans la solution partielle, la liste des éléments candidats, les coûts marginaux et la RCL sont réévalués, ce qui constitue l'aspect adaptatif de l'algorithme. La formation de l'ensemble des éléments candidats, l'évaluation de la fonction *greedy*, la construction de la RCL et la construction

partielle de la solution sont répétées tant qu'il reste un élément candidat à inclure dans la solution comme illustré dans l'Algorithme 3.2.

Lorsque l'heuristique de construction ne parvient pas à produire une solution réalisable, il convient d'appliquer une procédure de réparation pour garantir la faisabilité de la solution initiale. Des exemples de telles procédures de réparation peuvent être trouvés dans [239, 240, 241].

3.1.1.2. Phase de recherche locale.

Puisque les solutions générées par une heuristique de construction *greedy* ne sont pas nécessairement optimales, la phase de recherche locale permet généralement d'améliorer la qualité de la solution. Une procédure de recherche locale fonctionne de manière itérative en remplaçant la solution actuelle par une solution de meilleure qualité dans son voisinage. Ce processus se termine lorsque aucune solution dans le voisinage n'est de meilleure qualité que la solution actuelle.

La vitesse d'exécution et l'efficacité de la recherche locale dépendent de plusieurs facteurs. La structure des voisinages, la technique utilisée pour la recherche, la stratégie utilisée pour l'évaluation de la fonction-objectif dans les voisinages et la solution initiale, entre autres. Ainsi, la phase de construction constitue un facteur important dans la performance de la recherche locale en construisant des solutions initiales de haute qualité.

Bien que le GRASP soit une méthode reconnue pour obtenir de bonnes solutions pour le problème de tournées de véhicules, son schéma itératif et sa simplicité comportent des faiblesses qui peuvent généralement être compensées par l'hybridation.

3.1.2. Méthodes d'optimisation hybrides

Comme nous l'avons brièvement mentionné au Chapitre 1, l'hybridation permet généralement d'obtenir de meilleurs résultats pour de nombreux problèmes d'optimisation [27]. Cette hybridation peut être assurée de multiples manières : en combinant deux ou plusieurs métaheuristiques, en combinant les métaheuristiques avec la programmation par contraintes, l'apprentissage automatique ou en combinant les métaheuristiques avec des méthodes de programmation mathématique exacte. Ces techniques d'hybridation constituent les plus courantes, mais les types de combinaisons susceptibles de générer de meilleurs résultats ne sont pas limités et continuent d'être explorés par les chercheurs du monde entier. Nous nous concentrerons dans ce qui suit sur les algorithmes hybrides basés sur la combinaison de métaheuristiques et de modèles mathématiques exacts, également appelés matheuristiques.

3.1.3. Matheuristiques

Les matheuristiques utilisent des métaheuristiques et des algorithmes exacts dans leur conception. Elles combinent deux stratégies d'optimisation fondamentales et complémentaires en termes de qualité des solutions et de temps nécessaire pour les trouver. Ces algorithmes hybrides ont récemment connu un essor notable grâce à l'émergence de puissants outils d'optimisation et langages de modélisation mathématique avancés.

Les principales approches de programmation mathématique utilisées peuvent être classées de la manière suivante :

- **Algorithmes énumératifs** : Dans ce type d'algorithmes, on trouve des algorithmes de recherche arborescente tels que Branch and Bound et la programmation dynamique. Ils divisent l'espace de solution en sous-problèmes et optimisent ensuite individuellement chaque sous-problème [27].

- **Méthodes de relaxation et de décomposition :** Ces algorithmes sont basés sur des méthodes de relaxation telles que la relaxation Lagrangienne [242] et des méthodes de décomposition telles que la décomposition de Bender [243].

- **Algorithmes de plans coupants et pricing :** Ces algorithmes comprennent, entre autres, les algorithmes Branch and Cut et Branch and Price [27].

Ces méthodes d'optimisation sont détaillées dans la Section 1.1.3. et la Section 1.2.3. Nous allons à présent décrire notre matheuristique à plusieurs étapes basée sur le GRASP utilisée pour la résolution du 2E-MTVRP-SS-GZ-CO.

3.2. Matheuristique à plusieurs étapes basée sur GRASP pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Notre matheuristique basée sur GRASP intègre deux modèles mathématiques exacts afin d'obtenir de meilleurs résultats. Ces modèles sont décrits dans la Section 3.2.2. et 3.2.5.. En outre, puisque le GRASP de base n'a pas de mécanisme de mémoire, nous avons décidé de renforcer ce point en incluant trois constructeurs *greedy* dans notre méthode. Dans un premier temps, lors d'une étape de pré-optimisation, chaque instance a été exécutée avec une sélection aléatoire du constructeur (sélection non biaisée), afin de déterminer la meilleure fonction de probabilité pour chaque instance. Ensuite, en utilisant ces fonctions, notre matheuristique est exécutée avec une sélection biaisée pour le choix du constructeur. Ce processus renforce le caractère adaptatif et nous permet de tirer profit du meilleur constructeur possible pour chaque instance différente, ce qui nous a permis d'obtenir de meilleurs résultats.

3.2.1. L'algorithme général

Pour construire une solution à notre problème complexe, celui-ci est décomposé en différents sous-problèmes appelés étapes dans le cadre de notre matheuristique. En fait, chaque étape fournit des informations à l'étape suivante jusqu'à ce que la solution complète soit obtenue. Ces informations correspondent à la demande à chaque nœud, à la détermination des stations C2P et à la sélection des satellites, comme l'illustre la Figure 26. Ainsi, nous proposons une matheuristique à plusieurs étapes où nous commençons par l'étape de détermination des stations C2P du deuxième niveau.

3.2.2. Affectation des clients aux stations C2P pour le deuxième niveau

Les clients C2P de deuxième niveau doivent être desservis par des stations C2P situées à une distance proche des clients (affectation régie par un rayon de couverture). Les deux stations C2P les plus couramment utilisées dans la littérature et la pratique sont les casiers et les points de retrait ou pick-up points. La principale différence entre ces deux types de stations réside dans leur accessibilité. Les casiers, d'une part, sont accessibles presque à tout moment de la journée, sans aucune restriction horaire. Les points de retrait, quant à eux, ne sont accessibles qu'aux horaires fixés par les magasins partenaires. Notre problème considère plusieurs stations C2P qui peuvent être ouvertes pour servir les clients C2P, ce qui signifie que pour une instance déterminée, toutes les stations C2P ne doivent pas être ouvertes.

Ainsi, pour la sélection des stations à ouvrir, nous avons développé un modèle mathématique exact qui a comme objectif la réduction des coûts d'ouverture des stations C2P de deuxième niveau et la distance entre les nœuds client et les station C2P qui leur sont affectées. Ce modèle prend en compte les contraintes suivantes :

$$Min \sum_{i \in V_{e\in\{2\}}^{cloc}} \sum_{j \in V_{e\in\{2\}}^{C2P}} S_{i,j} * Dis_{i,j} + \sum_{j \in V_{e\in\{2\}}^{C2P}} Y_j * CU_l \qquad (3.2.2.1)$$

$$\sum_{j \in V_e^{C2P}} S_{i,j} = 1 \qquad \forall i \in V_e^{cloc},\ e \in \{2\} \qquad (3.2.2.2)$$

$$\sum_{i \in V_e^{cloc}} S_{i,j} * D_i \leq QC2P_j * Y_j \qquad \forall j \in V_e^{C2P},\ e \in \{2\} \qquad (3.2.2.3)$$

$$S_{i,j} * Dis_{i,j} \leq Radius_j \qquad \forall i \in V_e^{cloc},\ j \in V_e^{C2P},\ e \in \{2\} \qquad (3.2.2.4)$$

Où :

$$S_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{si le client C2P } (i) \text{ est couvert par la station C2P } (j) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$Y_j = \begin{cases} 1, & \text{si la station C2P } (j) \text{ est ouverte} \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

D_i , $Radius_j$, CU_l, $QC2P_j$ et $Dis_{i,j}$ représentent la demande du client i, le rayon de couverture, le coût d'ouverture/utilisation, la capacité de la station C2P j et la distance de l'arc (i, j) respectivement.

La fonction-objectif (Eq. 3.2.2.1) minimise les coûts d'ouverture/utilisation des stations C2P de deuxième niveau et la distance entre les nœuds client et les station C2P qui leur sont affectées. Les contraintes (Eq.3.2.2.2) garantissent une seule station C2P par client et (Eq.3.2.2.3) assurent que la station sera ouverte et que la capacité de la station ne soit pas dépassée. Les contraintes (Eq.3.2.2.4) garantissent que le client affecté à la station se trouve dans le rayon de couverture de la station, limitant ainsi le déplacement du client. Enfin, la demande de chaque client est affectée à des stations ouvertes afin qu'elles soient incluses dans les tournées des AFV de second niveau.

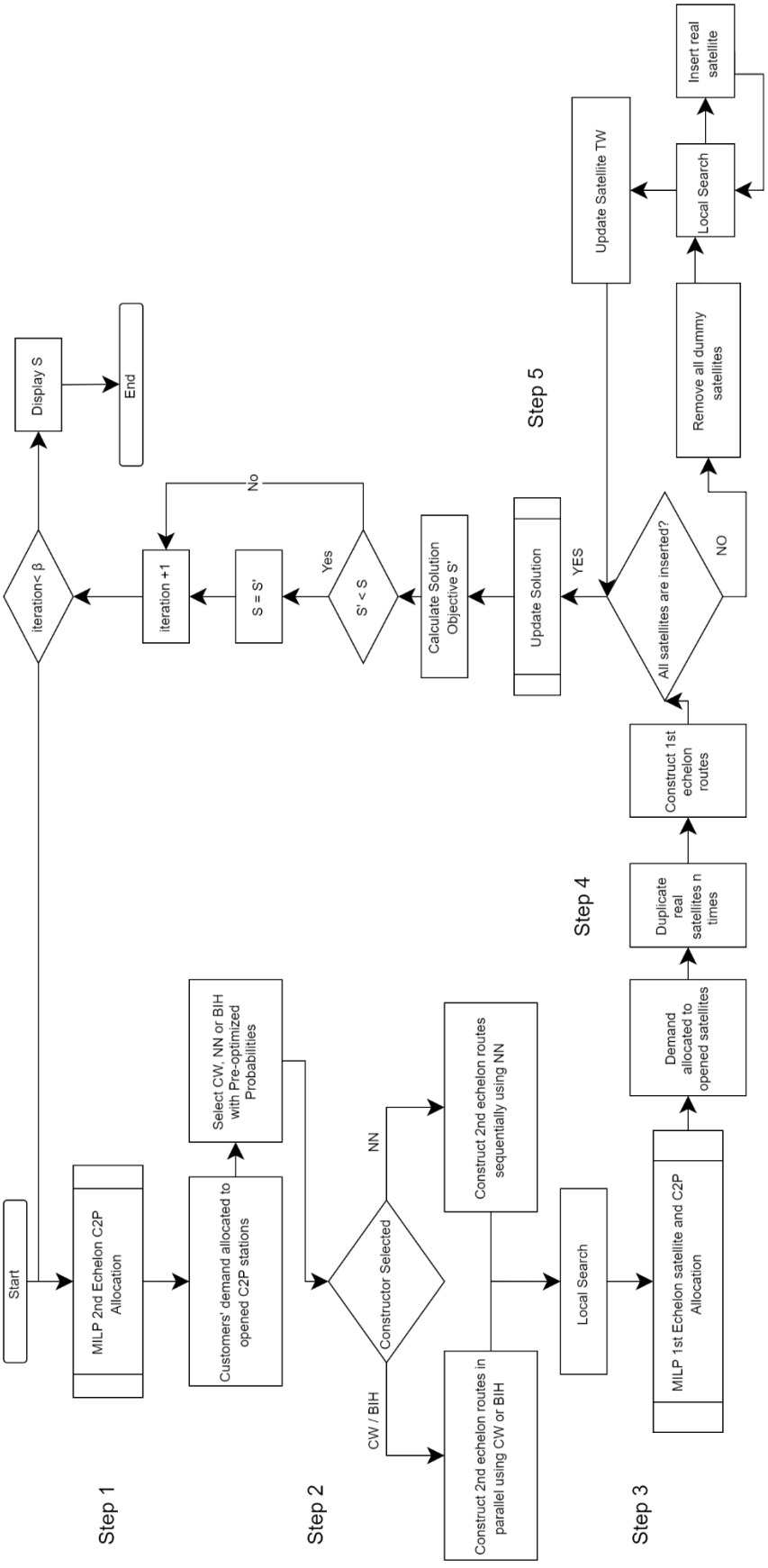


Figure 26 General multi-step GRASP-based matheuristic algorithm.

3.2.3. Heuristiques de construction de type « *Greedy*» pour les AFV

Une fois que les stations C2P ont été déterminées et que la demande des clients a été affectée, les tournées initiales sont construites à l'aide de l'une des trois heuristiques *greedy* randomisées suivantes : l'heuristique du Plus Proche Voisin (NN), l'Heuristique de Meilleure Insertion (BIH) et l'heuristique de Clarke & Wright (CW)

- Pour NN, la RCL est composée de α clients non visités, triés par leur distance d'un nœud de référence. Dans cette heuristique le client à ajouter est toujours inséré après un client de référence (de façon successive), c'est-à-dire le dernier client de la tournée actuelle.

Algorithme 3.2.3.1 Modèle général du Plus Proche Voisin avec RCL (α)

Initialisation :
α ; // Taille de la RCL
Routes = {0} ;
Non_visités = {1, 2, ..., N} ; // Clients non encore visités
RCL = [] ; // Liste candidate restreinte
No_route=1 ;
Routes = {No_route} // Initialisation de la première route ;
i= Sélection du premier client de Non_visités ;
Ajouter i à Route {No_route}
Retirer i de Non_visités ;
While Non_visités n'est pas vide :
    RCL = [] ;
    Pour chaque client j dans Non_visités :
        Calculer la distance du client i à j ;
        Si aucune contrainte n'est enfreinte :
            Ajouter $(j, distance)$ à RCL ;
    Trier la RCL par distance croissante ;
    Garder uniquement les α meilleurs éléments de RCL ;
    Si RCL n'est pas vide :
        Sélectionner aléatoirement un client j dans RCL ;
        Ajouter j à Route {No_route} ;
        Retirer j de Non_visités ;
        $i = j$;
    Sinon :
        i = Sélection du premier client de Non_visités ;
        Retirer i de Non_visités ;
        No_route +=1 ;
        Ajouter i à Route {No_route} ;
Sortie : Tournées

- Pour BIH, la RCL est composée des α clients non visités, triés par leur coût d'insertion. Dans cette méthode les clients de la RCL peuvent être ajoutés à n'importe quelle position dans toutes les routes partielles, permettant ainsi une plus grande flexibilité dans l'optimisation des tournées.

Algorithme 3.2.3.2	Modèle général de la Méthode d'Insertions avec RCL (α)
1 :	**Initialisation :**
2 :	α ; // Taille de la RCL
3 :	Routes = {0} ;
4 :	Non_visités = {1, 2, ..., N} ; // Clients non encore visités
5 :	RCL = [] ; // Liste candidate restreinte
6 :	No_route=1 ;
7 :	Routes = {No_route} // Initialisation de la première route ;
8 :	i= Sélection du premier client de Non_visités ;
9 :	Ajouter i à Route {No_route}
10 :	Retirer i de Non_visités ;
11 :	**While** Non_visités n'est pas vide :
12 :	RCL = [] ;
13 :	**Pour** chaque client j dans Non_visités :
14 :	**Pour** chaque position k dans chaque route $l \in$ Routes:
15 :	Calculer le coût d'insertion du client i à la
16 :	position k ;
17 :	**Si** aucune contrainte n'est enfreinte :
18 :	Ajouter $(j, k, l, cout)$ à RCL ;
19 :	Trier la RCL par distance croissante ;
20 :	Garder uniquement les α meilleurs éléments de RCL ;
21 :	**Si** RCL n'est pas vide :
22 :	Sélectionner aléatoirement un client j dans RCL ;
23 :	Ajouter j à la position k dans la Route $\{l\}$;
24 :	Retirer j de Non_visités ;
25 :	**Sinon** :
26 :	i = Sélection du premier client de Non_visités ;
27 :	Retirer i de Non_visités ;
28 :	No_route +=1 ;
	Ajouter i à Route {No_route} ;
	Sortie : Tournées

- Dans le cas du Clarke & Wright (CW), nous commençons par générer n tournées ($n = V^{e\{2\}}$ avec une demande positive) qui visitent chacune un client et retournent au dépôt comme illustré dans la Figure 27. Dans notre cas, la RCL est composé des α paires de clients (routes partielles visitant une seul client et retournant au dépôt) dans la solution, ces clients peuvent être déjà affectés à une tournée (visitant plus d'un seul client) ou non, et sont organisés en fonction des économies générées par leur connexion. À chaque itération *greedy*, une paire de clients est sélectionné par un choix aléatoire non biaisé (distribution de probabilité uniforme) à partir de la RCL et connectés à la solution partielle.

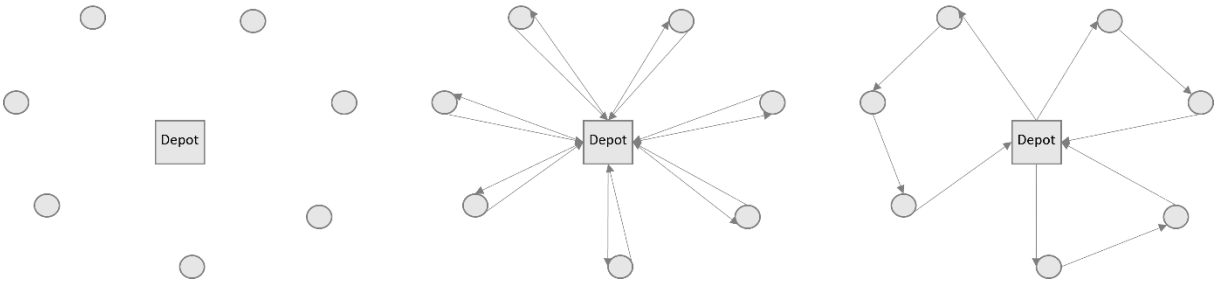


Figure 27 Fonctionnement de base de l'algorithme des économies de Clark et Wright

Ces trois heuristiques sont initialisées de manière spécifique pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO. Les routes sont créées successivement dans NN et en parallèle dans CW et BIH. Le premier client du NN et BIH est sélectionné en fonction de la distance qui le sépare du satellite le plus proche. Une fois le client « *seed* » sélectionné, le satellite le plus proche est également ajouté en tant que satellite fictif dans la route de deuxième niveau. Ensuite, les heuristique NN et BIH sont exécutées comme décrit dans l'Algorithme 3.2.3.1. et 3.2.3.2. respectivement.

Algorithme 3.2.3.3	Modèle général du Clarke and Wright avec RCL (α)
1 :	**Initialisation :**
2 :	Tournées = {chaque client dans sa propre tournée retournant au dépôt} ;
3 :	Économies = [] ;
4 :	RCL = [] ; // Liste candidate restreinte
5 :	α = ... ; // Taille de la RCL ou paramètre de contrôle
6 :	**Pour** chaque paire de clients (i, j) :
7 :	Calculer S_ij (économie de la fusion des clients i et j) ;
8 :	Ajouter $((i, j), S_ij)$ à Économies ;
9 :	Trier Économies par ordre décroissant ;
10 :	**While** Économies n'est pas vide :
11 :	RCL = [] ;
12 :	**Pour** chaque $(i, j, économie)$ dans Économies :
13 :	**Si** la fusion de (i, j) est réalisable ET RCL_taille < α :
14 :	Ajouter $((i, j), S_ij)$ à la RCL ;
15 :	**Si** RCL est vide :
16 :	Break ;
17 :	**Sinon** :
18 :	Sélection aléatoire d'une économie $((i, j), S_ij)$ de la RCL ;
19 :	Fusionner la paire (i, j) sélectionnée ;
20 :	Mettre à jour les Tournées ;
21 :	Retirer $((i, j), S_ij)$ de Économies ;
	Sortie : Tournées

En revanche, la méthode CW commence par sélectionner aléatoirement la première paire de clients à connecter dans la RCL ; à cette étape, un satellite fictif est ajouté à la route en tenant compte de la distance minimale le séparant de son premier client. Ensuite, chaque fois qu'une nouvelle connexion est effectuée en remplaçant le nœud initial de la route, le satellite fictif est également remplacé. Enfin, l'heuristique CW est exécutée comme indiqué dans l'Algorithme 3.2.3.3.

3.2.4. La procédure d'intensification (opérateurs de recherche locale)

À la fin de la construction des tournées de deuxième niveau, une phase de recherche locale basée sur quatre opérateurs est effectuée : *2-opt* pour les mouvements intra-route, *Relocate* et *Cross-Exchange* pour les mouvements inter-route, et *Swap* pour les mouvements inter- et intra-route. Cette étape est réalisée avant que les satellites ne soient affectés, elle a donc un impact direct sur les satellites fictifs insérés dans les routes AFV.

L'opérateur *Cross-Exchange* supprime les arcs entre les clients $(i,\ i+1)$ et $(j,\ j+1)$ de deux routes différentes et les connecte ensuite $(i, j+1)$ et $(j, i+1)$ comme illustré dans la Figure 28.

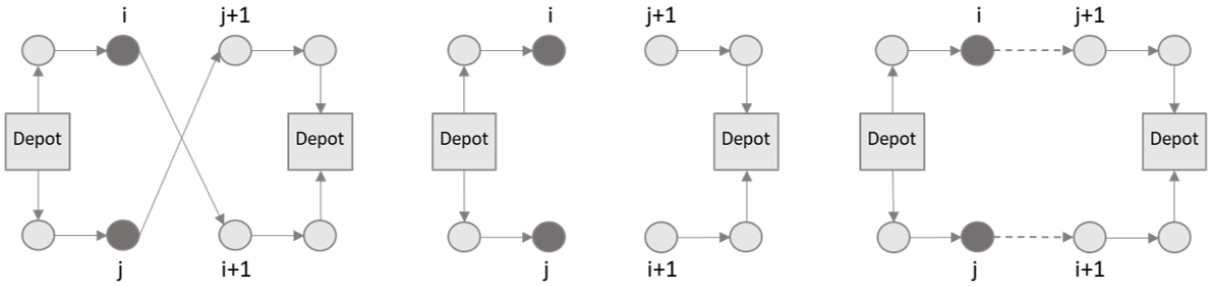


Figure 28 Exemple de mouvement Cross-Exchange. Dans ce cas, les arcs (i, i + 1) et (j, j + 1) sont remplacés par (i, j + 1) et (j, i + 1). Les nœuds i et j proviennent de routes différentes.

L'opérateur *Relocate* retire un client d'une tournée et l'insère dans une autre tournée, comme illustré dans la Figure 29. Cet opérateur est important car il est susceptible de déplacer un unique client d'une route et donc d'éliminer complètement une tournée de la solution.

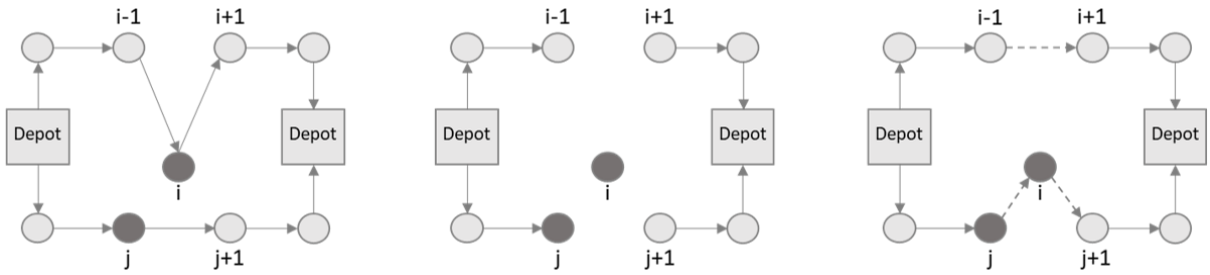


Figure 29 Exemple du mouvement Relocate. Dans ce cas, les arcs (i-1, i), (i, i+1) et (j, j +1) sont remplacés par (j, i), (i, j + 1) et (i - 1, i + 1). Les nœuds i et j proviennent de routes différentes.

L'opérateur *Swap* échange un client avec un autre client situé sur la même tournée ou sur des tournées différentes, comme le montrent respectivement la Figure 30 et la Figure 31.

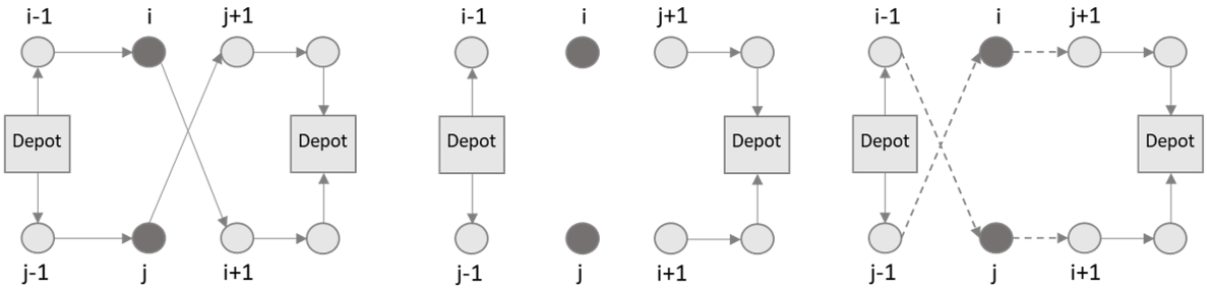


Figure 30 Exemple de mouvement inter-route Swap. Dans ce cas, les arcs (i - 1, i), (i, i + 1), (j - 1, j) et (j, j + 1) sont remplacés par (i - 1, j), (j, i + 1), (j - 1, i) et (i, j + 1). Les nœuds i et j proviennent de routes différentes.

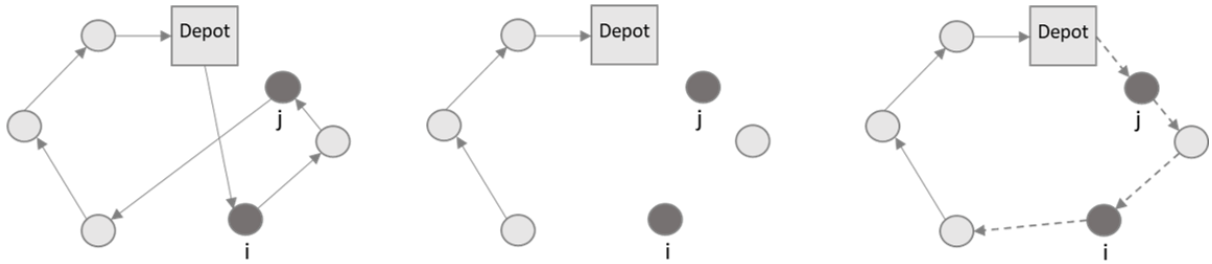


Figure 31 Exemple de mouvement intra-route Swap. Dans ce cas, les arcs (i - 1, i), (i, i + 1), (j - 1, j) et (j, j + 1) sont remplacés par (i - 1, j), (j, i + 1), (j - 1, i) et (i, j + 1). Les nœuds i et j appartiennent à la même route.

L'opérateur *2opt* illustré dans la Figure 32 supprime les arcs entre les clients $(i, i+1)$ et $(j, j+1)$ de la même route et procède ensuite à la connexion des deux parties restantes de la route $(i,\ j)$ et $(i+1, j+1)$. Ce mouvement inverse donc le segment de route entre les nœuds j et $(i+1)$.

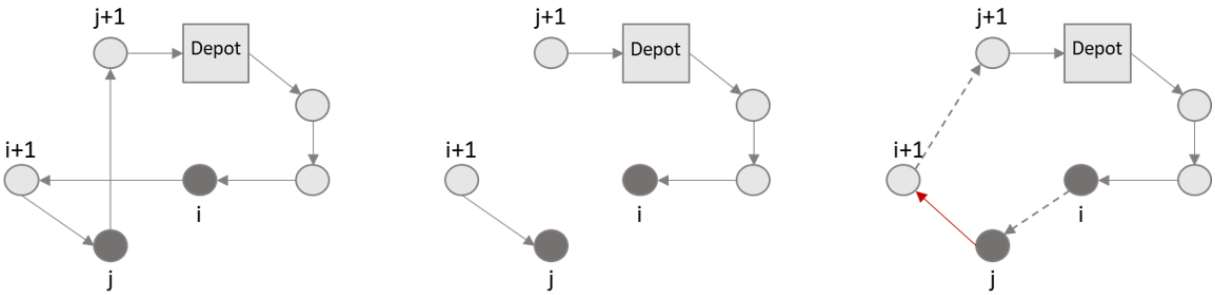


Figure 32 Exemple de mouvement 2-opt. Dans ce cas, les arcs (i, i + 1) et (j, j + 1) sont remplacés par (i, j) et (i + 1, j + 1). Les nœuds i et j appartiennent à la même route.

Pour chaque opérateur de recherche locale, la politique du premier mouvement améliorant a été privilégiée par rapport à celle du meilleur mouvement améliorant. En effet, sélectionner la première solution voisine qui améliore la solution actuelle sans poursuivre l'exploration du voisinage est une technique efficace pour accélérer le processus. Cette stratégie a démontré son efficacité sur plusieurs problèmes de tournées de véhicules [244].

Une fois la phase de recherche locale terminée, étant donné que les AFV n'ont pas de marchandise initiale, ils doivent se rendre directement aux stations intermédiaires appelées satellites pour rencontrer un ICEV et récupérer la marchandise nécessaire pour effectuer ses tournées. À cette fin, des satellites doivent être affectés à chaque tournée AFV créée précédemment.

3.2.5. Affectation des satellites, stations C2P du premier niveau

Pour un enchainement correct des tournées de deuxième niveau, il est nécessaire d'ajouter un satellite au début de chaque tournée. Un satellite est un endroit où les AFV récupérèrent les marchandises nécessaires pour effectuer leurs livraisons. De plus, dans notre problème, les satellites sont également considérés comme des stations C2P où les clients du premier niveau peuvent récupérer leurs produits. Chacune de ces stations a un coût d'ouverture ou d'utilisation spécifique qui impacte la fonction-objectif.

Pour l'affectation des satellites et/ou des stations C2P, nous avons intégré dans notre algorithme un modèle mathématique exact qui considère les contraintes suivantes :

$$Min \sum_{i \in V_{e\in\{1\}}^{cloc}} \sum_{j \in V_{e\in\{1\}}^{C2P}} S_{i,j} * Dis_{i,j} + \sum_{j \in V_{e\in\{1\}}^{C2P}} Y_j * CU_l \qquad (3.2.5.1)$$

$$\sum_{j \in V_e^{sat'}} S_{i,j} = 1 \qquad \forall i \in V_e^{cloc} \cup V_{first},\ e \in \{1\} \qquad (3.2.5.2)$$

$$\sum_{i \in V_e^{cloc}} S_{i,j} * D_i \leq QC2P_j * Y_j \qquad \forall j \in V_e^{sat'},\ e \in \{1\} \qquad (3.2.5.3)$$

$$S_{i,j} * Dis_{i,j} \leq Radius_l \qquad \forall i \in V_e^{cloc},\ j \in V_e^{sat'},\ e \in \{1\} \qquad (3.2.5.4)$$

$$\left(Dis_{V_{e\in\{2\}}^{D},j} + ST_i + Dis_{i,j} - arrivaltime_i\right) * S_{i,j} \leq GlobalMargin_i \qquad \forall i \in V_{first}, j \in V^{sat'} \qquad (3.2.5.5)$$

La fonction-objectif (Eq. 3.2.5.1) vise à minimiser le coût d'ouverture des stations C2P ainsi que la distance entre ces stations et les clients qui leur sont assignés. Les contraintes (Eq. 3.2.5.2) garantissent une seule station C2P par client et (Eq. 3.2.5.3) garantissent que la station soit ouverte si elle se voit affecté au moins un client et que la capacité des stations n'est pas dépassée. Les contraintes (Eq. 3.2.5.4) garantissent que le client affecté à la station se trouve dans le rayon de couverture de la station, ce qui limite le déplacement du client. Enfin, pour les contraintes (Eq.3.2.5.5) nous considérons V_{first} qui représente l'ensemble de tous les premiers clients de chaque tournée de deuxième échelon permettant de s'assurer qu'aucune contrainte temporelle n'est violée lors de l'ajout du satellite sélectionné. A cette fin, nous utilisons le paramètre $GlobalMargin$ du premier client sur l'itinéraire qui correspond à la notion de *slack time* introduit par [245] et correspond à la généralisation du temps d'attente totale entre deux nœuds. Cette valeur correspond à la durée maximale pendant laquelle

l'arrivée du véhicule peut être retardée sans que la durée maximale de la tournée $tmax$ ne soit enfreinte.

Une fois que notre modèle mathématique ait permis de déterminer les satellites à desservir, la demande totale pour chaque satellite peut être calculée en additionnant la demande de tous les clients sur la tournée AFV commençant au satellite et la demande des clients C2P qui seront desservis par le satellite en question.

3.2.6. Algorithme de fusion pour les trajets multiples

Le principe des trajets multiples consiste à permettre aux véhicules sans chargement de récupérer des marchandises dans des stations intermédiaires (par exemple, des satellites ou des centres de distribution urbains) ou au dépôt, et de commencer une nouvelle tournée à condition que la durée de service maximale soit respectée (par exemple, des horaires de travail limités). Ce concept rapproche les modèles VRP de la réalité des livraisons urbaines, où les véhicules à capacité limitée, tels que les vélo-cargos, doivent effectuer plusieurs itinéraires avant la fin de la journée de travail du conducteur. Dans notre modèle, nous considérons que les véhicules AFV peuvent effectuer des tournées multiples en récupérant d'autres marchandises aux satellites une fois qu'ils ont complètement effectué la tournée précédente ; à condition qu'ils ne dépassent pas la durée maximale ($tmax$) correspondant à la journée de travail des conducteurs.

Tenant compte de la sélection optimale des satellites pour chaque route fournie par le deuxième modèle mathématique, une liste RCL basée sur l'algorithme de Clarke et Wright est construite. Cette liste est composée des paires de tournées (considérant toutes les tournées AFV créées précédemment qui commencent et terminent au dépôt) et est ordonnée par ordre décroissant des économies générées par la fusion éventuelle des deux tournées comme illustré dans la Figure 33. En partant de cette liste, si les contraintes de temps ($tmax$) sont respectées, les deux tournées qui permettent de réaliser les économies les plus importantes sont fusionnées. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'il n'y ait plus d'économies positives dans la liste des économies. Enfin, la recherche locale est à nouveau appliquée aux nouvelles tournées AFV.

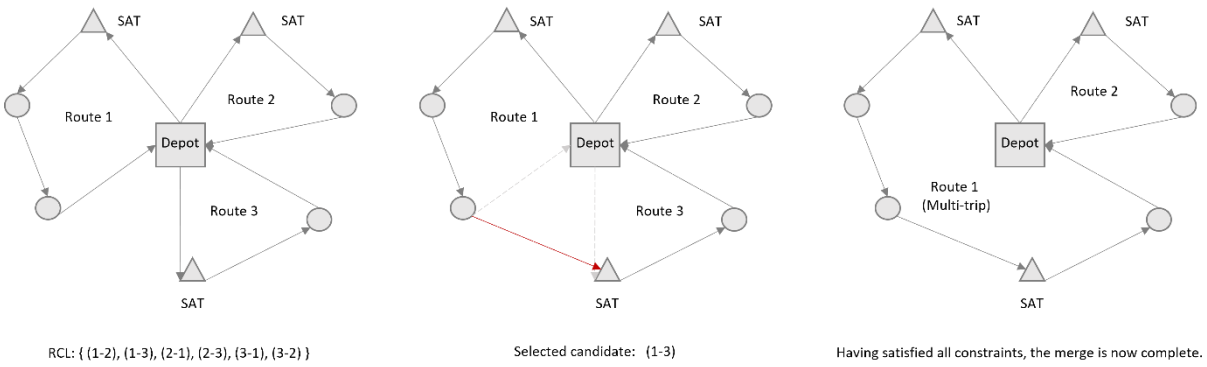


Figure 33 Exemple de fonctionnement de l'algorithme de fusion de routes

3.2.7. Algorithme de construction des routes du premier niveau

Maintenant que la demande totale pour chaque satellite a été déterminée, la construction des tournées de premier niveau peut commencer. Dans le présent scénario, tous les véhicules partent du dépôt où se trouve le stock total de marchandises. Les tournées sont ensuite construites en utilisant l'heuristique du Plus Proche Voisin décrite précédemment. Puisque les contraintes de synchronisation peuvent conduire à des solutions irréalisables, et pour créer des tournées ICEV faisables, nous avons inclus des satellites fictifs, comme nous l'avons fait précédemment pour les tournées AFV. Dans ce cas, chaque satellite utilisé par les AFV sera dupliqué ε fois et chaque copie sera inclue dans les tournées ICEV en ignorant les contraintes de synchronisation, comme représenté sur la Figure 34.

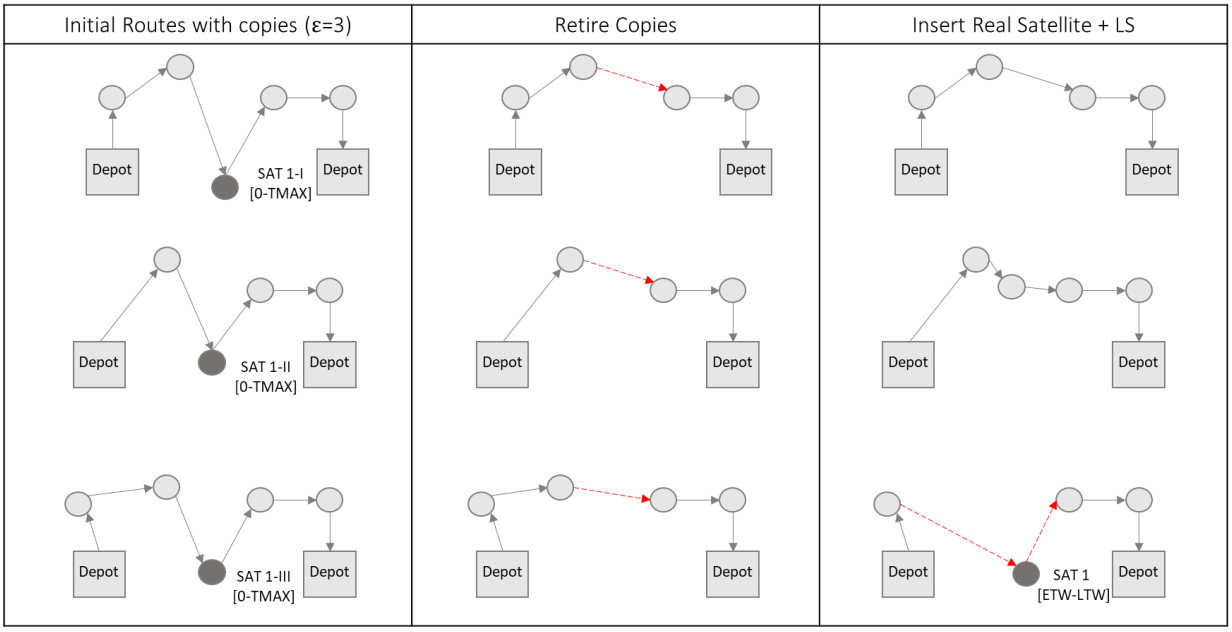


Figure 34 Création des tournées ICEV

Une fois que les tournées ICEV ont été créées incluant les satellites fictifs, nous procédons à la suppression de toutes les copies créées des satellites, une par une, en commençant par celui ayant la borne inférieure la plus petite de sa fenêtre de temps (ETW). Ensuite, une étape de recherche locale, utilisant les mêmes opérateurs décrits précédemment pour les AFV, est lancée. Enfin, en utilisant une heuristique de meilleure insertion, le satellite réel est inséré tout en respectant les contraintes de synchronisation. Une deuxième phase de recherche locale est alors effectuée avant de procéder à l'insertion du satellite suivant. Cette procédure est exécutée jusqu'à ce que tous les satellites aient été correctement insérés dans les tournées de premier niveau. S'il n'y a pas de position réalisable pour insérer le satellite en respectant les contraintes de synchronisation, une nouvelle route directe entre le dépôt de premier niveau et le satellite est créée avant de passer à la deuxième phase de recherche locale. Au cours de cette procédure, les solutions irréalisables sont éliminées.

L'insertion de chaque satellite dans les tournées de premier niveau peut entraîner la génération d'un temps d'attente, comme le montre la Figure 35.

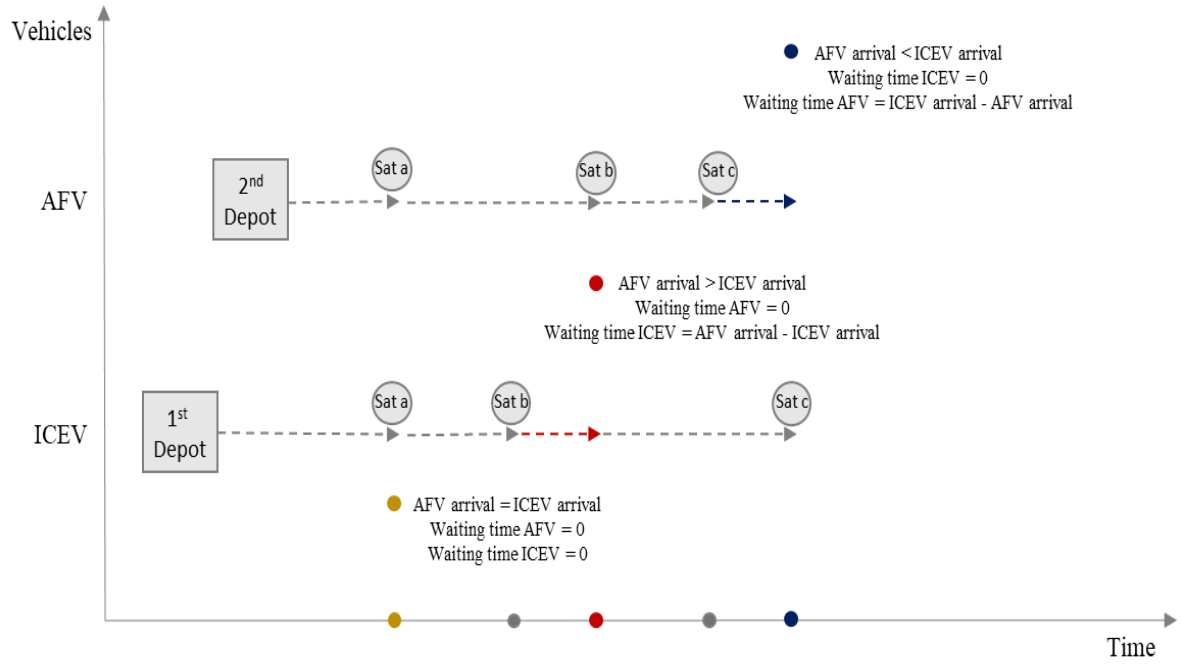


Figure 35 Possible waiting times scenarios between AFVs and ICEVs at satellites.

3.2.8. Méthode de mise à jour basée sur une matrice de précédences et un calcul de niveaux topologiques.

Le temps d'attente possiblement généré aux satellites a un impact sur les heures d'arrivée des AFV et des ICEV sur tous les nœuds. Par conséquence, afin d'évaluer la faisabilité de la solution après le calcul de temps d'attente, il est nécessaire de mettre à jour les heures d'arrivée et les structures utilisées dans la solution. À cette fin, nous nous sommes inspirés des outils issus de la gestion de projet pour déduire une matrice de précédences basée sur les tournées construites, ce qui nous a permis de calculer les niveaux ou rangs à l'aide d'un tri topologique [246].

Comme indiqué dans [194], contrairement aux variantes traditionnelles du VRP sans synchronisation, dans les problèmes avec synchronisation, un changement dans l'itinéraire d'une route peut affecter d'autres routes de tous les niveaux, les rendant potentiellement infaisables par rapport aux contraintes de temps et de synchronisation. Par exemple, dans notre modèle, où nous considérons des trajets multiples et une synchronisation exacte, si nous insérons un client dans l'itinéraire d'un AFV, il peut arriver plus tard à son prochain transfert, retardant ainsi l'ICEV avec lequel il est synchronisé à un satellite. Ce retard peut ensuite se propager à d'autres AFV lors de leur prochain transfert, entraînant éventuellement une possible violation de la fenêtre de temps de synchronisation à un satellite. En outre, cette propagation pourrait causer le dépassement de la limite de temps $tmax$ de l'itinéraire de tout véhicule (AFV ou ICEV), ce qui rendrait la solution irréalisable. Ce phénomène est connu sous le

nom de problème d'interdépendance [190]. Ainsi, pour mettre à jour les résultats de manière efficace, nous utilisons une matrice de précédences comme illustré dans l'Algorithme 3.3.

Algorithme 3.3	Affectation des niveaux topologiques et procédure de mise à jour
1 :	**Entrée :** List_Nodes {Liste des nœuds ayant une demande positive}
2 :	$P = \{\}$ {Initialisation d'une matrice de précédence vide}
3 :	**for** chaque nœud i dans la List_Nodes **do**
4 :	$Pred_Node\ (i)$ {Liste de tous les prédécesseurs du nœud i }
5 :	**for** chaque prédécesseur j dans $Pred_Node\ (i)$ **do**
6 :	$P[i][j] = 1;$
7 :	**end for**
8 :	**end for**
9 :	$D = \{\}$ {Initialisation d'un tableau de niveaux topologiques vide}
10 :	$Q = \{\}$ {Initialisation d'une file d'attente}
11 :	**for** chaque nœud i dans la List_Nodes **do**
12 :	**if** $(\sum_j P[i][j] = 0)$ {nœud i n'a pas de prédécesseur} **then**
13 :	$Q.add_to_queue(i)$ {Ajoute i à Q et fixe son niveau à 0}
14 :	**end if**
15 :	**end for**
16 :	**while** Q ≠ empty **do**
17 :	$Q.remove_first_node()$
18 :	**for** chaque nœud j dans le précédences du nœud supprimé **do**
19 :	$Decrease_pred(j)$ {Diminuer de 1le nombre de
20 :	dépendances du nœud j}
21 :	**if** $(\sum_k P[j][k] = 0)$ {nœud j n'a pas de prédécesseur} **then**
22 :	$Q.add_to_queue(j)$ {Ajoute j à Q et fixe son niveau
23 :	topologique au niveau maximum de ses dépendances +
24 :	1.}
25 :	**end if**
26 :	**end for**
27 :	**end while**
28 :	$Sort_nodes$(List_Nodes) {Trier la liste des nœuds par ordre croissant
29 :	des niveaux}
30 :	**for** chaque client i de List_Nodes **do**
31 :	$Update_data(i);$
32 :	**end for**
33 :	**Sortie :** Liste des clients triée par niveau topologique et structures de
	données mises à jour

3.3. Expérimentation

Cette section présente les résultats numériques. Tout d'abord, une description détaillée des instances utilisées pour tester notre algorithme est présentée. Ensuite, nous introduisons les résultats de nos tests pour sélectionner la combinaison de paramètres la plus appropriée et comparer les performances de notre algorithme en utilisant CW, NN, ou CW/NN. L'algorithme a été codé en C++ et les modèles mathématiques, décrits dans la Section 3.2.2. et la Section 3.2.5., ont été compilés en Gurobi 10.0. Les test sont effectués sur un processeur Intel(R) Core (TM) i7-VPRO CPU 2.3 GHz 16 GB RAM.

3.3.1. Instances utilisées et paramètres

L'ensemble de données utilisé pour évaluer la matheuristique proposée a été adapté à partir des instances de référence du 2E-MTVRP-SS utilisées par Anderluh et al [174]. Ces dernières ont été générées à partir des instances de Solomon adaptées à leur problème. Elles sont reparties en 4 clustérisées, 4 aléatoires et 4 aléatoires-clustérisées avec 100 à 125 clients et 10 satellites chacune. Les paramètres relatifs à la capacité des véhicules et aux coûts ont été fixés aux mêmes valeurs que dans [174] avec $Q_1 > Q_2$ pour tenir compte du fait que les AFV sont généralement plus petits que les ICEV. De même, afin de pouvoir traiter correctement ces instances dans notre modèle, les modifications suivantes ont été apportées aux instances d'Anderluh :

- Des stations C2P de deuxième niveau ont été créées de manière aléatoire dans la zone de deuxième niveau (centre urbain).

- Des clients C2P ont été sélectionnés au hasard parmi les clients déjà présents dans les instances de test. En tenant compte du fait que ces clients ne doivent pas être visités directement, mais qu'ils se rendent aux stations C2P où leurs marchandises sont déposées.

- Pour chaque station C2P, un coût fixe d'utilisation est encouru, le coût C2P du premier échelon étant supérieur au coût C2P car $QC2P_{j \in V_{e \in \{1\}}^{C2P}} > QC2P_{j \in V_{e \in \{2\}}^{C2P}}$.

- Les clients situés dans un rayon de couverture spécifique r des satellites sont considérés comme des clients de la zone grise et peuvent donc être inclus dans les itinéraires de premier niveau ainsi que dans les itinéraires de second niveau.

3.3.2. Réglage des paramètres

Afin de fixer les paramètres de notre méthode aux valeurs les plus appropriées, une série de tests a été réalisée sur les instances décrites dans la section précédente, avec différentes combinaisons de paramètres (longueur de la RCL α, nombre de copies fictives du satellite ε, nombre d'itérations GRASP β et le pourcentage fixe de clients C2P pour les deux échelons $\lambda = 20\%$). Toutes les instances ont été exécutées cinq fois et les résultats ont ensuite été évalués à l'aide de deux indicateurs de performance : Le coût total moyen et le temps d'exécution moyen en secondes, comme le montre le Tableau 11.

Paramètre	α	ε	β	Coût	Temps d'Ex.	GAP
P1	3	1	100	1075.22	116.55	1.022%
P2	3	1	200	1067.11	232.96	0.260%
P3	3	1	300	1068.04	300.00	0.358%
P4	**3**	**2**	**100**	**1064.34**	**112.37**	**0.000%**
P5	3	2	200	1074.22	227.76	0.928%
P6	3	2	300	1066.11	300.00	0.166%
P7	**3**	**3**	**100**	**1067.61**	**111.53**	**0.307%**
P8	3	3	200	1070.24	225.75	0.554%
P9	3	3	300	1066.69	300.00	0.221%
P10	5	1	100	1080.97	134.98	1.562%
P11	5	1	200	1091.7	235.58	2.571%
P12	5	1	300	1080.57	300.00	1.525%
P13	5	2	100	1076.52	134.34	1.144%
P14	5	2	200	1089.59	228.07	2.372%
P15	5	2	300	1082.38	300.00	1.695%
P16	5	3	100	1092.87	118.29	2.681%
P17	5	3	200	1068.23	221.3	0.365%
P18	5	3	300	1089.36	300.00	2.351%

Tableau 11 Test des combinaisons de paramètres

La configuration de paramètres P4 est meilleure que toutes les autres sur les deux indicateurs, à l'exception de P7 en termes de temps d'exécution. Cependant, lorsque P7 est comparée à P4, la configuration P4 réduit le coût de 0,3 % pour un temps d'exécution supplémentaire de moins d'une seconde. Sur la base de ces résultats, nous avons décidé d'utiliser la configuration de paramètres P4 pour tous les tests effectués.

3.3.3. Résultats pour le 2E-MTVRP-SS et 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Toutes les instances précédemment décrites ont été résolues à l'aide de notre matheuristique à plusieurs étapes. Puisque, à notre connaissance, il n'existe pas d'instances dans la littérature pour notre problème spécifique, nous avons d'abord résolu les instances non ajustées pour le 2E-MTVRP-SS afin d'évaluer la performance de notre algorithme. Dans ce cas, contrairement à [174], les zones grises ont été prises en compte lors de l'affectation des échelons aux clients. Nous avons ensuite résolu toutes les instances adaptées à notre problème spécifique 2E-MTVRP-SS-GZ-CO, comme décrit dans la Section 3.3.1.

Instance	2E-MTVRP-SS				2E-MTVRP-SS-GZ-CO	
	Avg.	Best	Avg. [174]	GAP	Avg.	Best
n100-c1	1104.549	1094.753	1244.800	-11.27%	1019.458	1009.872
n100-c2	1153.084	1108.587	1296.280	-11.05%	1091.730	1079.681
n100-r1	1104.159	1081.683	1177.720	-6.25%	1033.059	1020.202
n100-r2	1061.708	1048.017	1093.350	-2.89%	987.936	981.139
n100-rc1	1073.948	1058.092	1270.770	-15.49%	1017.317	1009.421
n100-rc2	1051.988	1024.987	1187.720	-11.43%	1016.708	1001.719
n125-c1	1416.686	1405.431	1645.580	-13.91%	1329.826	1299.785
n125-c2	1212.544	1198.735	1453.670	-16.59%	1170.453	1153.109
n125-r1	1119.792	1111.194	1288.170	-13.07%	1038.014	1029.886
n125-r2	1227.539	1195.456	1337.520	-8.22%	1099.434	1078.430
n125-rc1	1148.059	1107.474	1400.020	-18.00%	1043.583	1035.783
n125-rc2	1119.885	1117.620	1361.120	-17.72%	1059.586	1053.185
Avg.	1149.495	1129.336	1313.060	-12.16%	1075.592	1062.684

Tableau 12 Résultats généraux pour le 2E-MTVRPTW-SS-GZ et le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Toutes les instances ont été résolues cinq fois, le coût moyen, et le coût minimal pour chaque instance sont présentés dans le Tableau 12. En outre, des résultats détaillés sont présentés dans chacun des tableaux suivants. Le Tableau 14 donne la solution détaillée trouvée par notre matheuristique pour le sous-problème 2E-MTVRP-SS (sans stations C2P), tandis que le Tableau 15 présente les résultats détaillés pour notre problème complet 2E-MTVRP-SS-GZ-CO. Ces tableaux indiquent le nombre moyen de véhicules utilisés pour chaque niveau ($ICEV/\ AFV$), les stations C2P ouvertes ($C2P$), la distance moyenne parcourue ($Dist$), le temps d'attente moyen pour les véhicules des deux niveaux (WT), le nombre de synchronisations nécessaires (Syn), le coût moyen pour chaque niveau ($Coût$), le nombre moyen de voyages multiples (MT), le coût total ($Coût\ Total$) et le temps d'exécution moyen ($Temps\ d'Ex.$).

Pour démontrer la performance de notre méthode, nous avons comparé nos résultats pour le 2E-MTVRP-SS avec les résultats de [174] pour le même type de problème. Les résultats moyens obtenus par leur algorithme en 300s d'exécution sont détaillés dans le Tableau 12 dans la colonne Avg. [174]. Comme on peut le voir dans la colonne (GAP) du Tableau 12 qui correspond au GAP en pourcentage entre les résultats moyens obtenus à l'aide de notre matheuristique (colonne *Avg*. de la section 2E-MTVRP-SS) et les résultats moyens de [174], notre matheuristique permet de réduire les coûts de distribution de 12.16% en moyenne dans un temps d'exécution moyen de 77.152s, démontrant ainsi son efficacité. Cette différence peut s'expliquer par l'affectation dynamique des clients de la zone grise aux deux niveaux dans notre méthode. En effet, dans notre algorithme, tous les clients situés dans un rayon r des satellites sont considérés comme des clients de la zone grise et peuvent être affectés à des routes ICEV ou AFV. Grâce à cette affectation dynamique, la capacité des ICEV et des AFV peut être optimisée, ce qui permet de réduire le nombre total de véhicules nécessaires à la distribution. Ce phénomène lié aux zones grises a été étudié en détail dans l'étude de l'impact des zones grises sur le calcul des coûts de distribution dans ce manuscrit. En ce qui concerne la robustesse de notre méthode, dans notre cas, en moyenne, pour le 2E-MTVRP-SS-GZ, le GAP entre la meilleure solution obtenue (colonne *Best* de la section 2E-MTVRP-SS) et la moyenne (colonne *Avg*. de la section 2E-MTVRP-SS) des cinq itérations est de 1,7 %, tandis que pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO, ce GAP correspond à 1,1 %.

Enfin, comme le montrent les résultats, l'inclusion de stations C2P dans les modèles de distribution multiniveaux permet une diminution de 5,3 % des coûts de distribution avec un paramètre $\lambda = 20\%$, qui correspond au pourcentage de clients C2P parmi les clients présents dans les rayons de couverture des stations. Plus λ augmente, plus la possibilité d'accumuler plusieurs demandes dans une seule station C2P augmente, ce qui réduit les distances parcourues, le nombre de véhicules nécessaires et le coût de la distribution. Ce constat est démontré par l'étude de l'impact des stations dans ce chapitre. De même, en plus de la réduction du coût de distribution, le déploiement des stations C2P diminue le temps d'exécution avec le même nombre d'itérations de 7.56% par rapport au 2E-MTVRP-SS.

3.3.4. Impact des heuristiques de construction utilisées

Notre matheuristique utilise trois heuristiques de type *greedy* pour la construction des routes, une créant les routes de manière séquentielle (NN) et deux créant les routes en parallèle (CW & BIH). Nous avons effectué une étape de pré-optimisation pour adapter la fonction de probabilité des constructeurs et sélectionner la meilleure heuristique pour chaque instance, générant ainsi de meilleurs résultats en moyenne.

Instance	CW+NN+BIH Best	CW Best	Gap	NN Best	Gap	BIH Best	Gap
n100-c1	1009.872	1018.557	0.86%	1027.800	1.78%	1015.932	0.60%
n100-c2	1079.681	1083.129	0.32%	1067.373	-1.14%	1081.055	0.13%
n100-r1	1020.202	1044.075	2.34%	1060.521	3.95%	1043.387	2.27%
n100-r2	981.139	990.110	0.91%	989.530	0.86%	991.450	1.05%
n100-rc1	1009.421	1025.689	1.61%	1033.685	2.40%	1018.634	0.91%
n100-rc2	1001.719	992.690	**-0.90%**	1005.468	**0.37%**	988.812	**-1.29%**
n125-c1	1299.785	1326.856	2.08%	1325.240	1.96%	1414.462	8.82%
n125-c2	1153.109	1209.034	4.85%	1188.833	3.10%	1285.172	11.45%
n125-r1	1029.886	1035.369	0.53%	1038.923	0.88%	1118.845	8.64%
n125-r2	1078.430	1075.421	**-0.28%**	1114.401	**3.34%**	1219.750	13.10%
n125-rc1	1035.783	1053.065	1.67%	1038.816	0.29%	1202.240	16.07%
n125-rc2	1053.185	1047.349	**-0.55%**	1078.304	**2.39%**	1198.140	13.76%
Overall	1062.684	1075.112	**1.12%**	1080.741	**1.68%**	1131.490	**6.29%**

Tableau 13 Impact des heuristiques de construction utilisées

L'utilisation de trois constructeurs (CW+NN+BIH) permet d'obtenir de meilleurs résultats en comparaison au cas où un seul constructeur (CW/ NN/ BIH) est employé et ceci pour le même nombre d'itérations. En effet, pour tester l'efficacité de ce mécanisme, les instances ont été exécutées 5 fois en utilisant trois options possibles : CW uniquement, NN uniquement, BIH uniquement et enfin CW+NN+BIH, les résultats sont présentés dans le Tableau 13.

Les résultats illustrés dans la Figure 36 indiquent que NN s'avère la méthode la plus performante, dominant dans plusieurs instances, en particulier les instances de type Aléatoire-clustérisées « *rc* » et

clustérisées « *c* » pour les instances à 125 clients, en plus, elle semble devenir plus performant avec l'augmentation de la taille des instances. CW pour sa part est très performant dans les instances de type clustérisées « *c* ». Finalement, BIH se présente comme la méthode la moins performante, surtout dans les instances de type « *c* ». En plus, comme illustré par Figure 36 on peut observer comment chaque heuristique se comporte pour différents types d'instances de problème. Par exemple, CW semble performant pour n100-c1 et n100-c2, mais moins bon pour n100-r2. Le graphique montre clairement que NN est globalement la plus efficace, suivie par CW, tandis que BIH est la moins performante. Ces informations guident le choix de l'heuristique en fonction des besoins spécifiques des problèmes à résoudre.

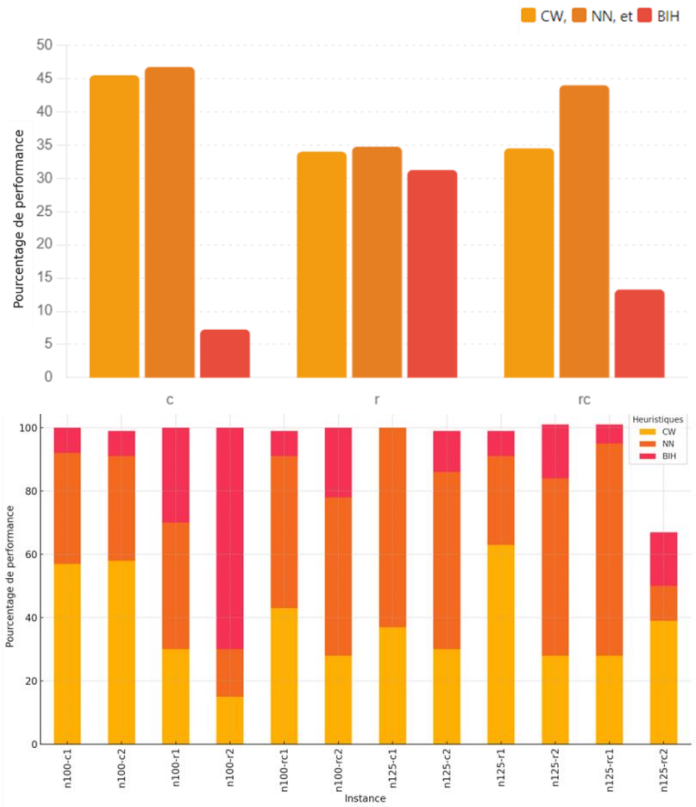


Figure 36 Performance des constructeurs utilisés menant à une meilleure solution par type d'instance

La Figure 37 (pour les résultats moyens) et la Figure 38 (pour les meilleurs résultats trouvés) présentent les performances des heuristiques (CW, NN, BIH) par instance. CW et NN montrent des performances compétitives et relativement stables à travers toutes les instances. Leurs performances sont généralement proches de la combinaison (CW+NN+BIH). BIH, en revanche, présente une variabilité plus importante dans ses performances. La ligne noire représentant CW+NN+BIH montre une tendance relativement stable, avec quelques variations notables. Cela indique que la combinaison des trois constructeurs permet d'obtenir de meilleurs résultats qu'en employant seulement un des trois.

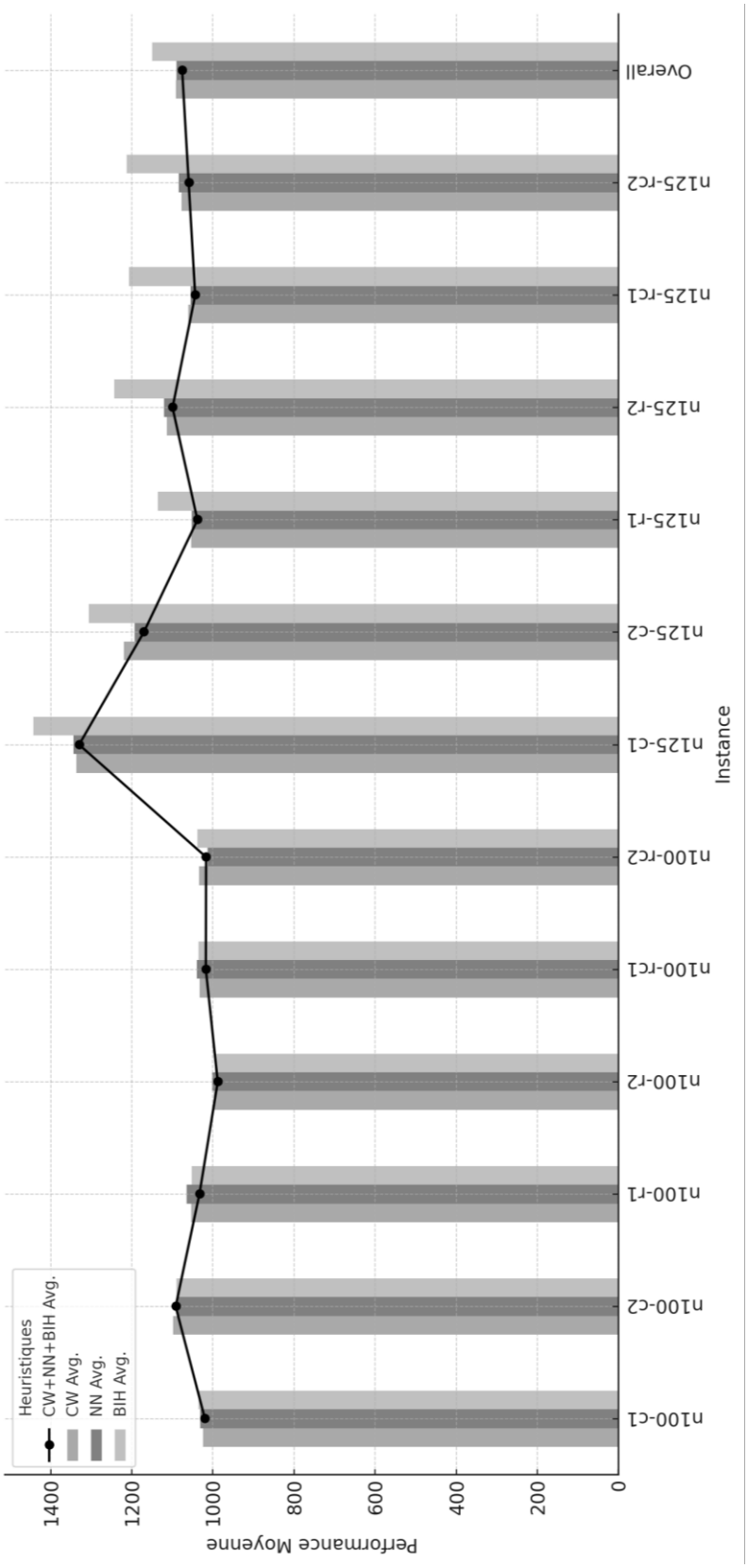


Figure 37 Coûts de distribution moyens en utilisant uniquement les constructeurs NN, CW et NN+CW pour chaque instance étudiée.

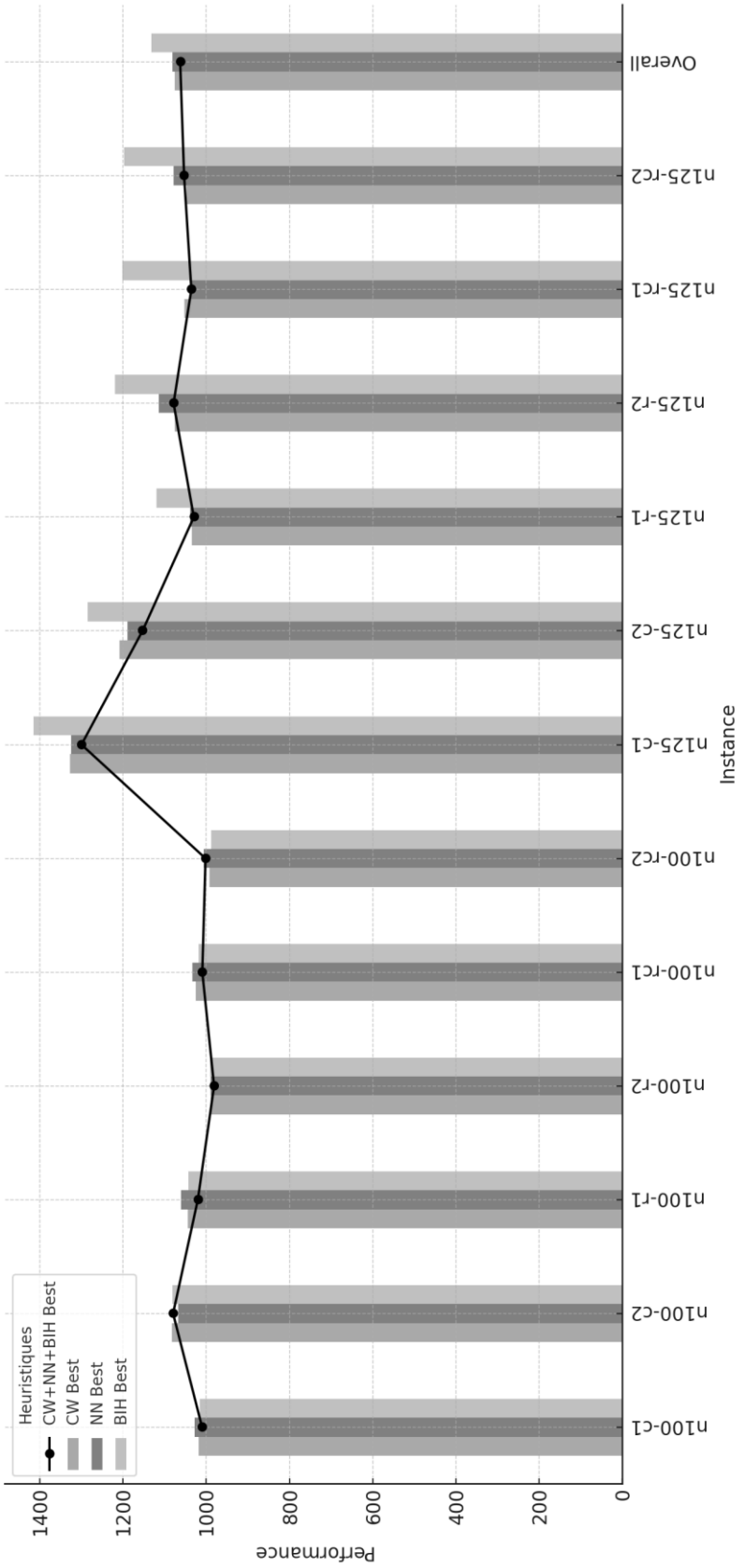


Figure 38 Meilleurs coûts de distribution trouvés en utilisant uniquement les constructeurs NN, CW et NN+CW pour chaque instance étudiée

Instance	ICEV	C2P	Dist	WT	Coût	AFV	C2P	Dist	WT	MT	Syn	Coût	Coût Total	Temps d'Ex.
n100-c1-avg.	6	4.2	381.916	36.611	862.447	3	-	68.779	4.670	3	6	224.420	1104.549	55.136
n100-c1-best	6	4	376.270	38.021	861.975	3	-	64.198	12.221	3	6	212.565	1094.753	56.132
n100-c2-avg.	6.2	4.6	407.717	19.592	906.084	3	-	70.184	11.576	3.4	6.4	232.463	1153.084	64.696
n100-c2-best	6	4	381.484	11.494	873.887	3	-	67.350	5.627	3	6	225.219	1108.587	61.977
n100-r1-avg.	7	2.6	394.013	15.631	955.459	2	-	43.239	17.781	2.4	4.4	135.608	1104.159	62.535
n100-r1-best	7	2	382.766	2.276	944.463	2	-	42.335	10.242	2	4	131.396	1081.683	66.686
n100-r2-avg.	7	2	371.506	5.779	917.592	2	-	43.344	18.530	1	3	134.650	1061.708	63.513
n100-r2-best	7	2	351.667	8.668	896.281	2	-	44.461	31.686	1	3	137.369	1048.017	61.592
n100-rc1-avg.	6	3.2	385.758	28.482	914.739	2	-	49.228	2.925	2.2	4.2	145.732	1073.948	55.394
n100-rc1-best	6	3	369.418	61.251	898.224	2	-	44.191	0.000	2	4	136.655	1058.092	57.231
n100-rc2-avg.	5.2	4	355.476	34.038	817.979	2.2	-	70.120	8.569	3.4	5.6	216.205	1051.988	57.970
n100-rc2-best	5	4	319.258	50.040	775.544	2	-	78.296	0.512	4	6	228.776	1024.987	57.429
n125-c1-avg.	7	5	483.888	74.793	1086.882	3	-	94.453	23.546	7.2	10.2	293.058	1416.686	113.974
n125-c1-best	7	5	480.565	70.875	1084.355	3	-	86.155	43.359	7	10	279.679	1405.431	113.915
n125-c2-avg.	6.4	3.6	426.433	40.734	865.495	2.2	-	64.986	8.220	4.8	7	212.979	1212.544	101.101
n125-c2-best	6	3	417.242	54.724	962.785	2	-	67.239	1.477	5	7	214.448	1198.735	103.733
n125-r1-avg.	6.8	2	396.986	13.151	1019.807	1	-	32.301	0.000	1	2	93.645	1119.792	64.749
n125-r1-best	7	2	387.607	11.522	1015.724	1	-	29.719	0.000	1	2	89.667	1111.194	67.568
n125-r2-avg.	6.4	4.2	394.682	50.377	967.576	2.6	-	72.474	13.429	4.4	7	235.111	1227.539	102.706
n125-r2-best	6	5	379.275	65.885	929.056	3	-	72.830	0.000	4	7	239.658	1195.456	100.498
n125-rc1-avg.	6.6	2.8	407.553	13.371	1001.802	2	-	47.486	4.054	1.2	3.2	137.828	1148.059	86.975
n125-rc1-best	6	3	399.986	20.612	959.726	2	-	47.952	0.000	1	3	137.946	1107.474	89.926
n125-rc2-avg.	6	3.4	397.771	33.776	964.862	2	-	46.263	13.108	2	4	136.545	1119.885	91.974
n125-rc2-best	6	4	395.593	61.007	963.171	2	-	42.219	0.000	2	4	130.317	1117.620	94.240

Tableau 14 Résultats détaillés pour le 2E-MTVRPTW-SS-GZ

Instance	ICEV	C2P	Dist	WT	Coût	AFV	C2P	Dist	WT	MT	Syn	Coût	Coût Total	Temps d'Ex.
n100-c1-avg.	6	5.8	367.382	39.874	822.429	2	1	55.772	12.871	3	5	173.209	1019.458	46.532
n100-c1-best	6	6	353.065	55.023	813.915	2	1	51.816	18.674	3	5	165.197	1009.872	45.227
n100-c2-avg.	6	5.8	375.227	36.867	837.351	3	2	79.132	9.767	3	6	231.483	1091.73	55.7852
n100-c2-best	6	5	380.759	29.761	843.779	3	2	71.124	6.167	3	6	217.231	1079.681	50.768
n100-r1-avg.	6.4	4.6	372.305	26.820	886.106	2	1	42.697	8.833	2.2	4.2	129.853	1033.059	66.995
n100-r1-best	6	5	370.976	11.675	872.422	2	1	43.569	25.436	2	4	130.297	1020.202	67.451
n100-r2-avg.	6	7	358.263	11.818	854.026	1.5	1	40.783	0.851	1.5	3	121.755	987.936	54.164
n100-r2-best	6	7	363.817	23.635	864.139	1	1	33.241	0.361	2	3	101.092	981.139	55.154
n100-rc1-avg.	6	5.6	362.040	38.520	860.480	2	1	46.135	1.323	2.4	4.4	137.128	1017.317	57.089
n100-rc1-best	6	6	357.847	37.893	856.737	2	1	44.272	0.000	2	4	133.179	1009.421	58.932
n100-rc2-avg.	5	7.2	358.641	26.343	801.475	2.2	1	64.886	12.720	3	5.2	194.407	1016.708	54.213
n100-rc2-best	5	6	345.645	33.422	783.946	2	1	70.159	0.000	3	5	199.159	1001.719	58.303
n125-c1-avg.	6.8	7	437.236	53.689	989.928	3	2	116.744	26.652	5.2	8.2	303.985	1329.826	82.621
n125-c1-best	6	7	431.551	75.663	958.551	3	2	111.441	30.150	6	9	298.219	1299.785	86.669
n125-c2-avg.	6.2	7	407.599	57.376	927.960	2	1	76.106	17.187	4	6	212.203	1170.453	85.657
n125-c2-best	6	7	394.394	68.932	903.869	2	1	77.681	12.883	4	6	214.628	1153.109	85.626
n125-r1-avg.	6	6	374.802	10.974	944.564	1	1	30.458	4.414	1	2	81.506	1038.014	70.876
n125-r1-best	6	6	369.405	0.000	937.152	1	1	31.612	8.173	1	2	83.283	1029.886	67.540
n125-r2-avg.	6	6	373.657	44.638	898.121	2	1	51.162	9.303	3	5	176.790	1099.434	146.616
n125-r2-best	6	6	366.653	52.127	887.818	2	1	44.422	0.000	3	5	166.410	1078.430	150.271
n125-rc1-avg.	6	7	396.910	14.666	934.474	1	1	32.500	5.731	2	3	94.550	1043.583	68.780
n125-rc1-best	6	7	391.709	0.000	923.573	1	1	34.709	20.857	2	3	97.952	1035.783	66.575
n125-rc2-avg.	6	7	397.071	25.970	943.160	1	2	35.345	2.747	2	3	98.032	1059.586	67.157
n125-rc2-best	6	7	390.529	20.869	934.582	1	2	38.387	0.000	2	3	102.717	1053.185	62.618

Tableau 15 Résultats détaillés pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

3.4. Analyse de facteurs impactant le coût de transport

Différents schémas de distribution ont été évalués sur notre 2E-VRP. Pour cela, trois caractéristiques principales ont été prises en compte lors de la définition d'une politique de distribution : L'inclusion de zones grises (où les clients peuvent être servis par n'importe quel véhicule des deux niveaux), l'utilisation de la synchronisation exacte aux satellites et, enfin, le déploiement de stations C2P. Chacune de ces stratégies possibles a été explorée et analysée plus en détail afin de fournir un outil efficace aux responsables chargés d'élaborer les politiques de distribution.

3.4.1. Etude 1 : Effet des zones grises sur le coût de transport

Le fait de considérer les clients dans la zone grise offre au modèle une plus grande flexibilité en raison de la possibilité d'attribuer un client à l'un ou l'autre niveau. Pour étudier l'impact des zones grises sur les solutions, trois scénarios possibles ont été analysés. Dans le premier cas, les zones grises sont prises en compte et les clients qui s'y trouvent peuvent donc être desservis par n'importe quel véhicule (ICEV ou AFV) au cours de la période de livraison. Dans la deuxième stratégie de distribution, tous les clients situés dans la zone grise sont directement affectés aux tournées des ICEV de premier niveau. Enfin, dans la dernière stratégie de distribution, tous les clients situés dans la zone grise sont affectés à des tournées des AFV de deuxième niveau. Les résultats sont présentés dans le Tableau 16.

Instance	GZC	GZC to 1st (%)	GZC to 2nd (%)	All GZC to 1st	Gap (%)	All GZC to 2nd	Gap (%)
n100-c1	1009.872	67%	33%	1019.511	0.95%	1059.742	4.938%
n100-c2	1079.681	73%	27%	1080.865	0.11%	1124.228	4.126%
n100-r1	1020.202	67%	33%	1031.429	1.10%	1095.436	7.374%
n100-r2	981.139	52%	48%	981.636	0.05%	1020.021	3.963%
n100-rc1	1009.421	78%	22%	1006.717	**-0.27%**	1081.239	7.115%
n100-rc2	1001.719	57%	43%	1005.486	0.38%	1077.773	7.592%
n125-c1	1299.785	50%	50%	1355.934	4.32%	1333.177	2.569%
n125-c2	1153.109	38%	63%	1227.824	6.48%	1154.795	0.146%
n125-r1	1029.886	19%	82%	1107.191	7.51%	1020.130	**-0.947%**
n125-r2	1078.430	48%	52%	1137.242	5.45%	1093.893	1.434%
n125-rc1	1035.783	19%	82%	1139.945	10.06%	1019.085	**-1.612%**
n125-rc2	1053.185	19%	81%	1107.821	5.19%	1041.823	**-1.079%**
Overall	1062.684	48.775%	51.225%	1100.133	3.444%	1093.445	2.968%

Tableau 16 Analyse des politiques de distribution de la zone grise

Dans l'instance n100-r1, la politique de distribution qui ne tient pas compte des zones grises et qui affecte tous les clients de ces zones aux itinéraires de premier niveau (GZC to 1^{st}) produit les coûts les plus bas. Cela peut s'expliquer par la capacité considérablement plus élevée des véhicules de premier

niveau. Par conséquent, l'intégration de la demande des clients des zones grises dans les tournées de premier niveau conduit dans ces cas à un meilleur regroupement des marchandises, ce qui optimise l'utilisation de la capacité totale des ICEV et réduit donc les coûts de distribution. De même, cela montre que dans cette instance ainsi que pour les instances n125-r1, n125-rc1 et n125-rc2 où la politique GZC to 2^{nd} a produit le coûts de distribution les moins élevés, notre algorithme n'a pas réussi à affecter correctement ces clients de la zone grise. Toutefois cela peut se justifier par le fait qu'en ayant tous les clients pré-affectés à l'un des deux niveaux, le problème devient moins combinatoire (moins d'interaction entre les deux niveaux) ce qui permet, dans ces cas, de trouver un meilleur résultat.

En outre, la politique de distribution qui exclut les zones grises et affecte tous les clients situés dans ces zones aux tournées de deuxième niveau (GZC to 2^{nd}) produit dans la plupart des cas (sauf les instances n125-r1, n125-rc1 et n125-rc2) les coûts de distribution les plus élevés. Cela peut s'expliquer par le fait que les AFV sont des véhicules de livraison urbaine qui peuvent accéder aux centres-villes et qu'ils ont donc une capacité de chargement limitée. En outre, un autre facteur contribuant au coût élevé de cette politique de distribution est le fait que les AFV commencent toujours leurs itinéraires sans aucune marchandise (entrainant un trajet à vide minimum par tournée). Ainsi, lorsque les clients de la zone grise sont affectés à des tournées de deuxième niveau, les AFV devront rencontrer les ICEV beaucoup plus souvent. Cela génère à son tour un plus grand nombre de synchronisations requises au niveau des satellites, ce qui augmente les coûts d'utilisation de ces stations et limite également la flexibilité des itinéraires de premier niveau en raison des contraintes de synchronisation exacte aux satellites.

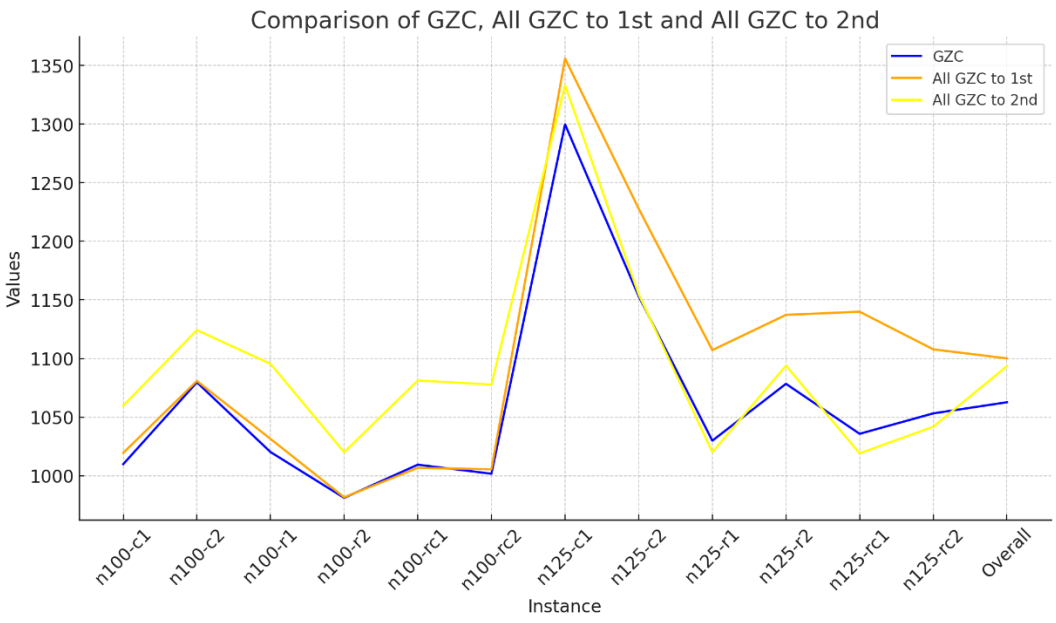


Figure 39 Coût moyen des politiques de distribution GZC, GZC to 1^{st} et GZC to 2^{nd}

En revanche, favoriser une stratégie considérant les clients de la zone grise, en raison de la possibilité de desservir ces clients avec des AFV ou des ICEV, génère un coût de distribution moyen inférieur à celui des deux politiques de distribution mentionnées précédemment avec un GAP de 3.44 % en

comparaison à la politique GZC to 1^{st} et de 2.97% en comparaison à la politique GZC to 2^{nd}. En effet, la possibilité de desservir les clients proches des satellites par des tournées de premier niveau peut contribuer à limiter les longs trajets des AFV en dehors des zones urbaines. De même, la possibilité d'inclure ces clients dans les tournées de n'importe quel échelon peut contribuer à optimiser la capacité des tournées d'AFV ou d'ICEV, ce qui conduit à une réduction du nombre de véhicules des deux flottes et ainsi que du coût de distribution.

La Figure 39 représente le coût total moyen et le GAP moyen de distribution et la Figure 40 les différences en pourcentage entre la politique GZC to 1^{st} et la politique GZC to 2^{nd} par rapport à la politique GZC. Ces résultats montrent que le fait de privilégier une politique de distribution qui prend en compte les clients des zones grises permet généralement de réduire les coûts de distribution par rapport aux stratégies traditionnelles qui ne considèrent pas ce type de zones. Lorsque la taille de l'instance augmente, il est important de comprendre l'impact des politiques GZC to 1^{st} et GZC to 2^{nd} sur l'efficacité globale du schéma. La politique GZC to 1^{st}, qui affecte tous les clients au premier niveau, tend à devenir moins efficiente à mesure que la complexité et le nombre de clients augmentent. Cette diminution d'efficience peut être attribuée à une surcharge au premier niveau, où l'acheminement d'un plus grand nombre de clients devient de plus en plus complexe en raison des contraintes de synchronisation aux satellites. En revanche, la politique GZC to 2^{nd}, qui affecte tous les clients au second niveau, devient plus efficiente avec l'augmentation de la taille de l'instance. En déplaçant la une quantité importante de clients vers le second niveau, cette politique permet une distribution plus équilibrée entre les deux niveaux et une gestion plus efficace des capacités de véhicules des deux niveaux.

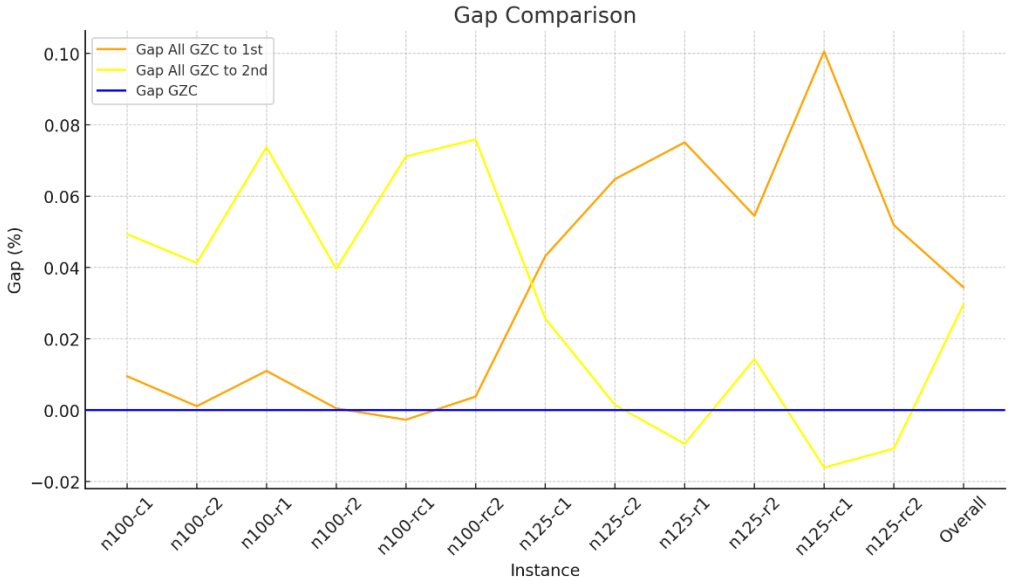


Figure 40 GAP des stratégies de distribution GZC to 1^{st} et GZC to 2^{nd} par rapport à la stratégie GZC pour chaque instance.

Enfin, la Figure 41 indique que l'allocation des GZC au premier ou au deuxième niveau dépend fortement des caractéristiques de l'instance. Les petites instances et certaines configurations favorisent le premier niveau, tandis que les grandes configurations tendent à allouer davantage au deuxième niveau. L'inclusion de ces clients en zone grise dans la définition du schéma de livraison peut

aider à optimiser l'utilisation de la capacité des AFV et ICEV et ainsi réduire le coût de distribution, le nombre de véhicules et la distance parcourue.

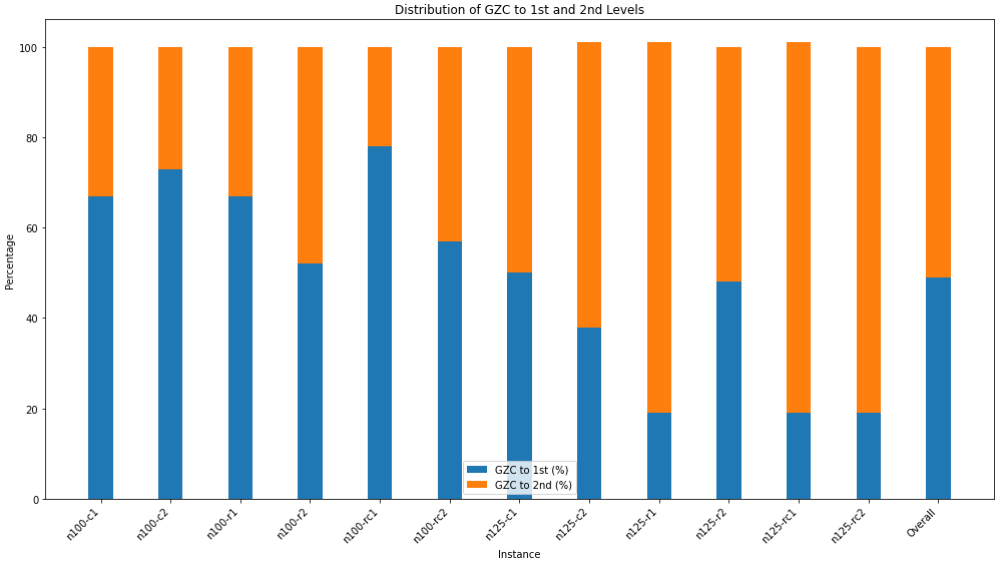


Figure 41 Pourcentages d'affectation de clients en la zone grise aux deux niveaux de distribution

3.4.2. Etude 2 : Effet de la synchronisation sur le coût de transport

En raison du manque de capacité de stockage sur les satellites, l'arrivée des ICEVs et des AFVs à ces stations doit être synchronisée. Cette synchronisation entraîne des temps d'attente pour les véhicules de deux échelons. Afin de garantir que les véhicules puissent poursuivre le reste de leurs tournées sans enfreindre des contraintes temporelles, ce temps d'attente doit également être limité à une valeur maximale, notée $wmax$. Ce type de politique de distribution, qui implique une synchronisation spatiale et temporelle, restreint la flexibilité des itinéraires de premier niveau et génère des coûts liés aux temps d'attente des véhicules.

En revanche, si l'on considère que les stations intermédiaires disposent d'une capacité de stockage, un autre type de synchronisation, appelé synchronisation par contraintes de précédence, est nécessaire. Dans ce cas, il n'est pas nécessaire de synchroniser exactement l'arrivée des AFV et des ICEV. Il est seulement nécessaire que les ICEV arrivent en premier à ces stations pour décharger les marchandises, et que les AFV puissent les récupérer par la suite aux horaires de leur convenance.

En conséquence, pour notre analyse, nous avons considéré trois politiques de distribution possibles :

- Une politique de distribution intégrant les contraintes de synchronisation exacte et les temps d'attente dans les satellites ($Exact\ Syn.$).

- Une politique de distribution qui considère la synchronisation par contraintes de précédence et ne prend pas en compte les coûts de stockage dans les stations intermédiaires ($Prec.Syn.\ NO\ SC$).

- Une politique de distribution qui considère la synchronisation par contraintes de précédence et qui prend en compte les coûts de stockage ($Prec.Syn.SC$). Dans ce cas, nous avons considéré les coûts de stockage comme le coût par unité de temps pour les véhicules de premier niveau divisé par deux ($\frac{CT_1}{2}$). A notre connaissance, c'est la première fois que les coûts de stockage sont pris en compte dans l'analyse des politiques de distribution 2E-VRP avec synchronisation.

Les résultats de cette analyse sont illustrés dans le Tableau 17 qui présente le coût de stockage moyen (SC), le temps de stockage moyen pour la politique de synchronisation par contraintes de précédence, le temps d'attente moyen ($\sum WT$) et les coûts de distribution moyens pour chaque politique de distribution avec synchronisation ($Prec.Syn.\ NO\ SC$, $Prec.Syn.\ SC$ and $Exact\ Syn.$). En outre, le GAP entre la distribution avec synchronisation par précédence avec et sans coûts de stockage et le GAP entre la distribution avec synchronisation par contraintes de précédence sans coûts de stockage et la distribution avec synchronisation exactes sont présentés.

Instance	Exact Syn.	$\sum$ WT	Prec. Syn. (NO SC)	GAP	Temps de stockage	Coût de Stockage	Prec. Syn. (SC)	GAP
n100-c1	1019.458	52.745	967.738	-5.07%	399.764	59.965	1027.703	0.81%
n100-c2	1091.730	46.634	1037.541	-4.96%	343.030	51.455	1088.996	-0.25%
n100-r1	1033.059	35.653	1014.972	-1.75%	132.942	19.941	1034.913	0.18%
n100-r2	987.936	12.669	952.756	-3.56%	103.657	15.549	968.305	-1.99%
n100-rc1	1017.317	39.843	982.802	-3.39%	359.303	53.895	1036.697	1.91%
n100-rc2	1016.708	39.062	958.199	-5.75%	314.586	47.188	1005.387	-1.11%
n125-c1	1329.826	80.341	1281.419	-3.64%	773.848	116.077	1397.496	5.09%
n125-c2	1170.453	74.563	1147.800	-1.94%	491.679	73.752	1221.552	4.37%
n125-r1	1038.014	15.387	1066.084	2.70%	196.372	29.456	1095.540	5.54%
n125-r2	1099.434	53.941	1092.495	-0.63%	566.681	85.002	1177.497	7.10%
n125-rc1	1043.583	20.396	1077.729	3.27%	523.145	78.472	1156.201	10.79%
n125-rc2	1059.586	28.717	1055.925	-0.35%	455.433	68.315	1124.240	6.10%
Avg.	1075.592	**41.663**	1052.955	**-2.10%**	**388.37**	58.256	1111.211	**3.31%**

Tableau 17 Impact de la synchronisation

Nos résultats pour le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO confirment les résultats présentés par [194] pour le 2E-MTVRP-SS, montrant que l'utilisation de contraintes de synchronisation exacte au lieu de contraintes de précédence n'a qu'un impact mineur sur le coût moyen de la solution. En fait, dans notre étude, l'utilisation de la synchronisation exacte n'augmente le coût moyen de la solution que de 2,10 % par rapport à l'utilisation de contraintes de précédence sans coûts de stockage.

D'autre part, nos résultats révèlent l'importance de considérer le temps de stockage et les coûts de stockage encourus lorsqu'on privilégie une stratégie de distribution avec des contraintes de précédence par rapport à une stratégie avec synchronisation exacte. En effet, bien que la synchronisation exacte génère des coûts supplémentaires dus au temps d'attente (colonne intitulée $\sum WT$ dans le Tableau 17), ce temps est limité à une valeur maximale et est minimisé dans la fonction-objectif (2.2.1.1). En revanche, si la synchronisation est soumise à des contraintes de précédence, le temps de stockage moyen (colonne intitulée *Temps de stockage* dans le Tableau 17) n'est généralement pas pris en compte et n'est donc pas minimisé. En effet, dans nos tests, le temps de stockage moyen (388,370) est plus de 9 fois supérieur au temps d'attente moyen (41,663). Il en résulte des coûts de stockage importants qui augmentent le coût de la solution de 3,31 % en moyenne par rapport à la politique de distribution avec synchronisation exacte et de 5,41 % en moyenne par rapport à la politique avec contraintes de précédence sans coûts de stockage comme montré dans la Figure 42.

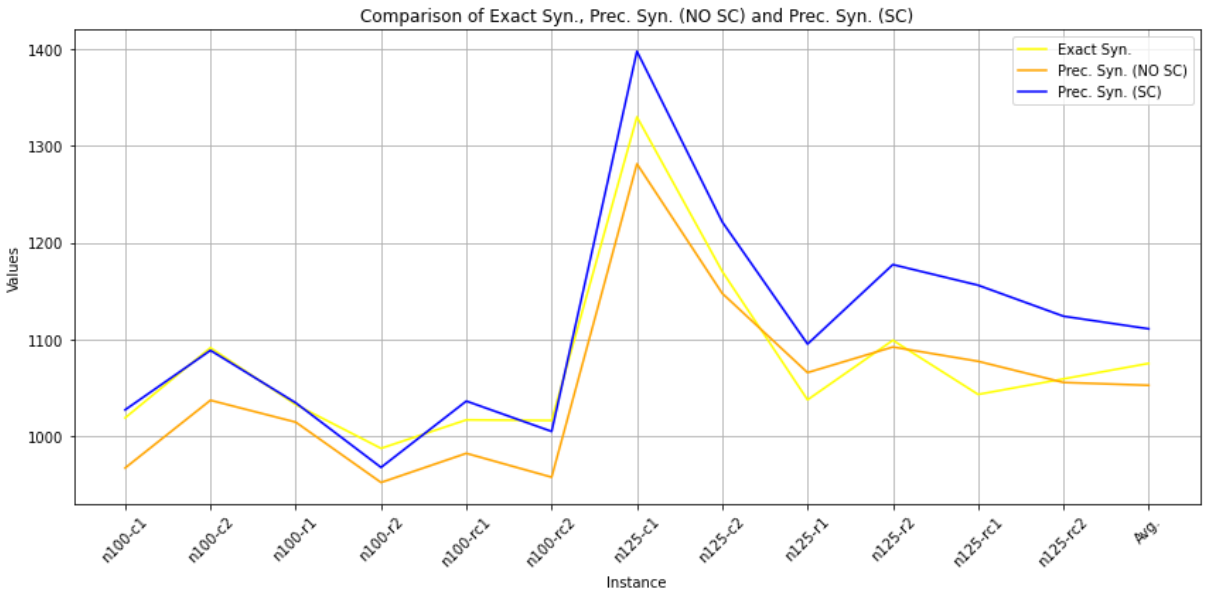


Figure 42 GAP pour les trois politiques de synchronisation (Exact Syn, Prec. Syn and Prec. Syn avec des couts de stockage)

3.4.3. Etude 3 : Effet des stations « Customer-to-Parcel » (C2P) sur le coût de transport

Le déploiement de stations C2P émerge comme une solution potentielle pour les livraisons du dernier kilomètre en raison de leurs caractéristiques principales, telles que la disponibilité 24/7 et la réduction du temps des trajets et de la distance parcourue par les véhicules de livraison, entre autres. Contrairement à la livraison traditionnelle à domicile, où les colis sont remis directement aux destinataires, les stations C2P offrent un lieu sécurisé et accessible pour récupérer les colis à tout moment.

En plus, considérant que la densité démographique est actuellement plus élevée dans les zones urbaines, le bien-être social est devenu une question importante à prendre en compte lors de la planification d'une stratégie de distribution. En effet, afin de renforcer ce bien-être, les administrations départementales ont limité l'accès des véhicules de livraison traditionnels aux centres-villes. Face à cette réalité, la réduction du temps de circulation des véhicules générée par l'utilisation des stations C2P est d'une importance vitale. En effet, la réduction du temps de circulation des véhicules de livraison est étroitement liée aux niveaux de congestion et au bruit causé par les livraisons, en particulier pendant le processus de chargement et de déchargement. Par conséquent, l'inclusion de ces stations a un énorme potentiel pour atteindre les objectifs sociaux établis par les autorités, tels que l'amélioration de la qualité de l'air et la réduction du bruit dans les zones urbaines.

	Traditional Home Delivery		**Customer-to-Parcel Stations**	
	Attended Delivery	**Reception Box/Delivery Box**	**Locker Station**	**Collection Point**
Last-mile coverage	Logistic providers	Logistic providers	Final customer	Final customer
Requires customer precense	Yes	No	No	No
Types of products	Any	Small-size low-cost packages and groceries	Limited-size packages and groceries	Packages and groceries
Failed Deliveries probability	High	Low / none	Low	Low
Delivery windows	Fixed delivery hours	Logistic providers operating hours	Logistic providers operating hours	Collection Point operating hours
Times at which goods can be collected	Not applicable	24/7	24/7	Collection Point operating hours
Retrieval time for customer	Not applicable	Long	Short-Long	Short-Long
Drop-off time / Service time	Long	Short	Very Short	Short
Initial Investment	Low	Low	Medium/high	Low/medium
Delivery Costs	High	Medium/Low	Lowest	Lowest
Operational problems	High probability of failed deliveries resulting in multiple delivery attempts	Restricted use due to the limited size of the boxes. Only for low-cost parcels.	Customer must travel to collect.	Customer must travel to collect. Limited store opening hours
Consolidation and cost optimization potential compared to attended deliveries.	-	Some reduction	Greatest reduction	Greatest reduction

Tableau 18 Livraisons traditionnelles à domicile vs Livraisons à travers des stations C2P Source : [247]

Pour ces raisons mentionnées précédemment, le schéma de distribution proposé offre de nombreux avantages, tant pour les consommateurs que pour les entreprises de livraison et l'environnement, comme illustré dans le Tableau 18.

Notre modèle de distribution incluant les stations C2P avec un paramètre $\lambda = 20\%$ est déjà avantageux, néanmoins pour évaluer l'impact de ces stations C2P sur les stratégies de distribution, nous avons progressivement augmenté la valeur du paramètre λ et calculé le coût de la solution à l'aide de notre matheuristique GRASP à plusieurs étapes. À mesure que ce pourcentage augmente, le nombre total de clients C2P pour les deux niveaux augmente aussi progressivement. Cependant, pour maintenir la faisabilité pour toutes les instances, il est important de noter que λ ne représente pas le pourcentage de clients C2P provenant de tous les clients de l'instance, mais plutôt le pourcentage de clients C2P provenant des clients situés dans le rayon de couverture r de toutes les stations C2P présents dans l'instance.

λ	Avg. Total Cost	Avg. Total Distance	Avg. C2P	Avg. Fleet Size	Avg. Execution Time
0%	1091.573	440.213	-	8.600	59.874
10%	1065.337	429.122	6.167	8.333	52.592
20%	1027.701	420.544	7.167	8.017	55.796
30%	1005.819	410.542	7.667	7.833	46.218
40%	982.454	408.478	9.000	7.500	44.191
50%	940.751	400.713	9.333	7.333	43.684
60%	903.460	386.108	10.000	7.000	39.954
70%	878.066	374.308	10.333	7.000	31.008
80%	853.030	368.416	10.833	7.000	29.477
90%	814.818	359.288	11.167	7.000	20.263
100%	779.252	343.423	11.400	6.833	19.700

Tableau 19 Impact du paramètre λ sur le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO

Les résultats illustrés dans la Figure 43 mettent en évidence l'importance significative de ces stations sur le coût global de distribution. En effet, l'intégration de ces stations peut entraîner une réduction allant jusqu'à 28.61% du coût moyen de distribution et jusqu'à 21.99% de la distance totale parcourue par rapport aux méthodes de distribution traditionnelles basées sur la livraison à domicile. Les résultats moyens de 5 exécutions de notre algorithme sur toutes les instances à 100 clients sont présentés dans le Tableau 19

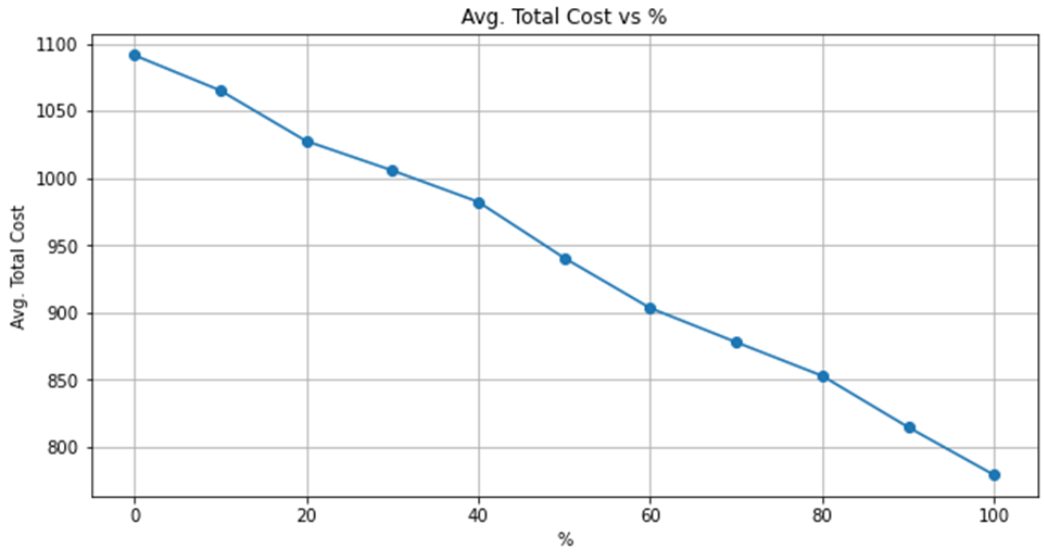


Figure 43 Coût moyen par pourcentage de clients C2P (λ ∈ [0%-100%])

Le coût total moyen diminue régulièrement à mesure que le pourcentage de clients servis via C2P augmente, indiquant une réduction des coûts avec une utilisation accrue de C2P. La distance totale moyenne parcourue montre une tendance à la baisse à mesure que l'utilisation de C2P augmente comme illustré dans la Figure 44, suggérant des itinéraires de livraison optimisés. Cependant, dans certaines des instances testées, même avec un pourcentage plus élevé de clients C2P, le coût final pourrait être réduit en minimisant le nombre de véhicules nécessaires, au détriment d'une distance totale plus longue. Cela s'explique par les coûts fixes d'utilisation des véhicules et montre une meilleure utilisation des capacités des véhicules.

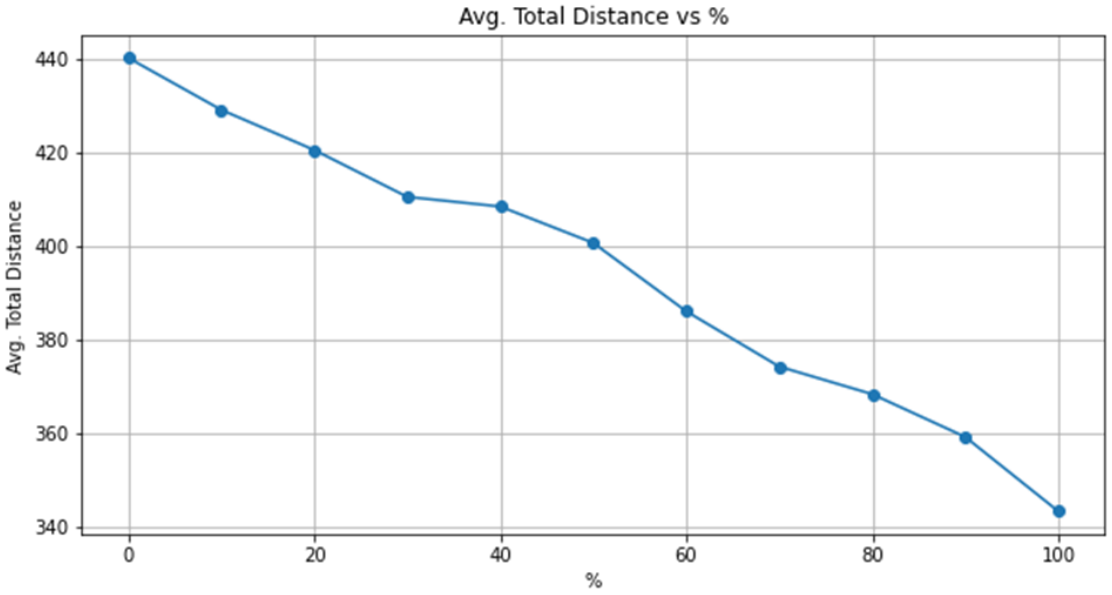


Figure 44 Distance moyenne par pourcentage de clients C2P (λ ∈[0%-100%])

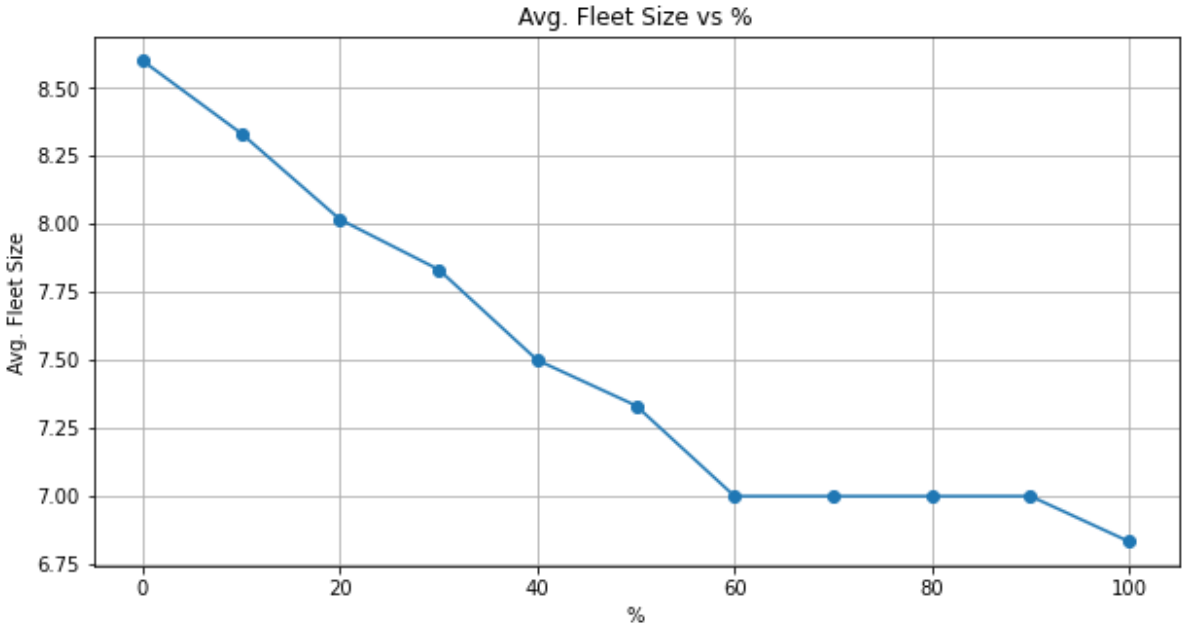


Figure 45 Taille moyenne de la flotte par pourcentage de clients C2P (λ ∈[0%-100%])

La taille de la flotte nécessaire pour la distribution diminue à mesure que le pourcentage de clients servis via C2P augmente, soulignant l'efficacité accrue de la capacité de la flotte apportée par la consolidation des demandes de plusieurs clients dans les stations C2P comme illustré par la Figure 45.

En effet, la diminution moyenne de 20.54% de la taille médiane de la flotte causée par l'augmentation du pourcentage de clients C2P, démontre qu'une utilisation accrue de C2P peut optimiser les opérations, réduisant ainsi le nombre de véhicules nécessaires. Une taille de flotte stable et réduite contribue à des économies de coûts, non seulement en termes d'utilisation des véhicules, mais aussi en ce qui concerne les coûts de maintenance et de main-d'œuvre associés à l'exploitation d'une flotte plus grande.

Le Box plot présenté dans la Figure 46, qui affiche la distribution et la plage des tailles de flotte nécessaires, montre que dans nos instances testées, l'intervalle interquartile (IQR) trouvé est assez étroit, indiquant une faible variabilité de la taille de la flotte à mesure que le pourcentage de clients servis via C2P augmente. Cela suggère qu'augmenter le pourcentage de clients servis via C2P conduit à des besoins en taille de flotte plus stables et prévisibles. La nature prévisible des exigences en matière de taille de flotte, comme le montre le Box plot, peut faciliter une meilleure planification et une meilleure adaptabilité des opérations logistiques.

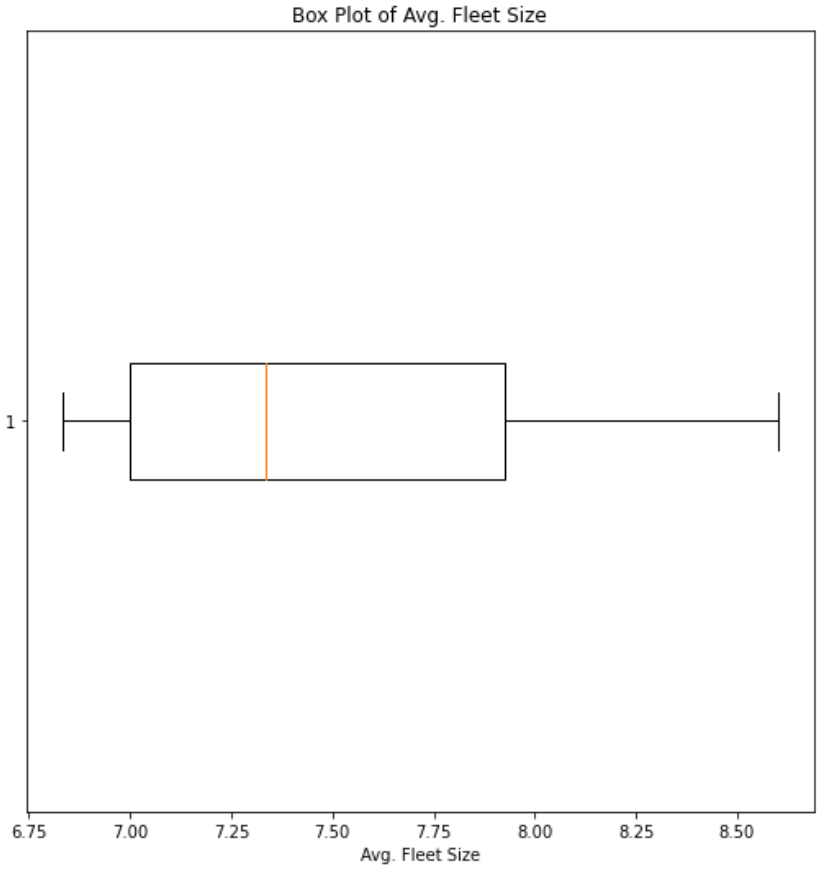


Figure 46 Box Plot de la taille moyenne de la flotte

Comme illustré dans la Figure 47, le temps d'exécution diminue de manière significative avec une utilisation accrue de C2P. En effet, à mesure que les demandes de plusieurs clients sont consolidées dans les stations C2P, la taille du VRP à résoudre diminue, tandis que la taille du Problème d'Affectation augmente. Cette consolidation simplifie le VRP en réduisant le nombre de clients que chaque véhicule doit desservir, diminuant ainsi le temps nécessaire à la résolution du problème. En revanche, bien que la taille du problème d'affectation augmente, sa complexité polynomiale le rend toujours gérable par notre méthode exacte. Ainsi, la réduction de la taille du VRP qui est NP-difficile combiné à l'augmentation de la taille du problème d'affectation permet une optimisation globale du temps d'exécution.

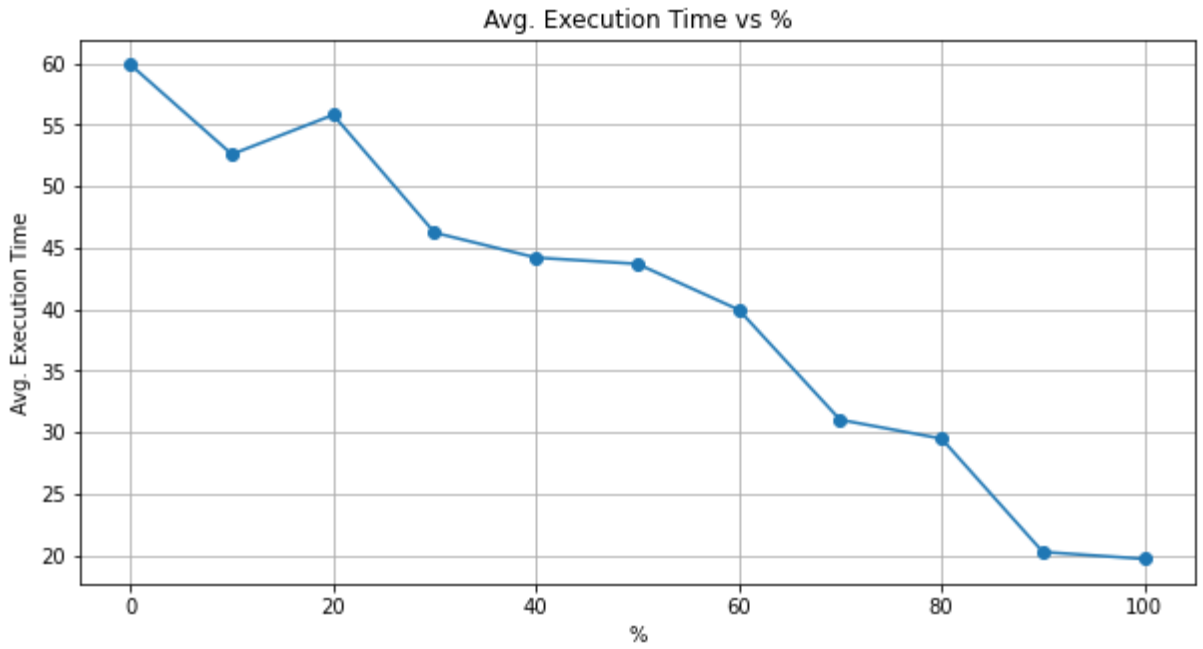


Figure 47 Temps d'exécution moyen par pourcentage de clients C2P ($\lambda \in [0\%\text{-}100\%]$)

L'inclusion des stations C2P, ainsi que l'utilisation des AFV pour les livraisons du dernier kilomètre, est présentée comme une méthode efficace de réduction des émissions générées par les véhicules de transport de marchandises. Cependant, il est important de considérer les moyens de transport utilisés par le client final lorsqu'il récupère son colis. En effet, pour que les stations de collecte autonomes réduisent efficacement les émissions, il est important que les clients soient suffisamment proches des stations pour qu'ils soient incités à utiliser des moyens de transport écologiques (marche ou vélo) pour se rendre à ces stations afin d'y retirer leurs colis [108]. Nous explorerons ce phénomène en détail dans notre étude multi-objectif, qui sera présentée dans les chapitres suivants.

3.5. Conclusions

Ce chapitre présente le problème de tournées de véhicules à deux échelons avec de la synchronisation aux satellites, zones grises et options de couverture. Pour résoudre des instances de taille allant jusqu'à 125 clients, nous avons développé une matheuristique basée sur un GRASP à plusieurs étapes. Une limitation notable de la méthode GRASP est l'absence de mémoire de recherche due à l'indépendance de ses itérations. Cependant, notre implémentation de GRASP, combinée aux modèles mathématiques exacts, a démontré une efficacité significative. Nos trois heuristiques constructives distinctes explorent efficacement diverses régions prometteuses de l'espace de recherche, conduisant à la génération de divers optima locaux de haute qualité. Nous avons choisi cet algorithme en raison des contraintes de synchronisation exacte du 2E-VRPMT-SS-GZ, qui ajoutent une complexité supplémentaire connue sous le nom de problème d'interdépendance [190]. Cette complexité rend les algorithmes utilisant des opérateurs de destruction et reconstruction susceptibles de rencontrer des difficultés à explorer d'une façon efficace l'espace des solutions faisables.

Notre méthode intègre deux modèles MILP, utilise trois heuristiques pour la construction des itinéraires AFV et deux algorithmes efficaces pour la construction des tournées des ICEV avec contraintes de synchronisation, la gestion des trajets multiples et la procédure de mise à jour basée sur une matrice de précédences. En outre, nos mouvements de recherche locale sont intégrés dans les différentes étapes de notre GRASP, tout en gardant les tests de faisabilité exécutables en *O*(1) à l'aide de structures de données spécifiques. De même, en incluant deux modèles mathématiques exacts dans notre algorithme, notre méthode est capable de produire des résultats compétitifs pour des sous-problèmes tels que 2E-MTVRP-SS-GZ et démontre le grand potentiel de notre méthode sur le 2E-MTVRP-SS-GZ-CO. L'adaptabilité de notre algorithme à différents sous-problèmes en fait un outil de décision important pour la sélection d'une politique de distribution à deux échelons.

La comparaison entre trois politiques de distribution possibles avec synchronisation ($Exact\ Syn.$, $Prec.Syn.\ NO\ SC$ et $Prec.Syn.SC$) démontre l'impact de la synchronisation exacte sur le coût de distribution par rapport aux politiques de distribution avec uniquement des contraintes de précédence. Parallèlement, cette comparaison démontre l'importance de considérer les coûts de stockage quand on privilégie une stratégie de distribution avec des stations intermédiaires disposant d'espaces de stockage dédiés. En effet, en raison de l'espace de stockage nécessaire dans ces stations, les coûts de distribution moyens peuvent augmenter de manière significative.

L'intégration des zones grises dans notre modèle a été étudiée en comparant trois politiques de distribution différentes (GZC to 1^{st}, GZC to 2^{nd} et GZC). Les résultats montrent qu'en raison de la grande capacité des ICEV, il est préférable, dans certains cas, d'affecter tous les clients des zones grises directement aux itinéraires de premier niveau. Cependant, en moyenne, il est plus avantageux de prendre en compte les clients des zones grises sans les affecter à un échelon spécifique. En fait, dans le cadre de cette politique, les clients peuvent être desservis par n'importe quel véhicule, ICEV ou AFV. Cela permet d'optimiser la charge des véhicules et de réduire les longs trajets des AFV en dehors des zones urbaines. Enfin, les résultats montrent que l'affectation de ces clients de la zone grise directement aux tournées de deuxième niveau génère dans la plupart des cas un coût de distribution

moyen plus élevé. Cela est dû à la capacité limitée des AFV qui nécessitent un plus grand nombre de synchronisations aux satellites, et donc des temps d'attente supplémentaires.

En outre, l'étude sur l'impact des stations de collecte autonomes ou C2P illustre l'importance des multiples options de livraison du dernier kilomètre. En effet, ces stations réduisent le temps des trajets et la distance parcourue par les véhicules de livraison. De même, les résultats nous permettent de conclure que ces stations permettent non-seulement de réaliser des économies sur les coûts de distribution, mais peuvent également avoir un impact sur d'importants objectifs sociaux et environnementaux, tels que la réduction de la congestion, de la nuisance sonore et des émissions de gaz à effet de serre. En effet, la réduction du nombre de véhicules sur la route causée par le déploiement des stations C2P peut entraîner une diminution de la consommation de carburant et des émissions de carbone, contribuant ainsi positivement à la durabilité des plans de distribution.

En conclusion, l'utilisation de C2P dans la logistique de transport présente des avantages clairs sur divers indicateurs. De l'efficacité des coûts et de la réduction de la distance totale à des exigences de taille de flotte plus faibles et plus stables, les données montrent systématiquement des améliorations avec une utilisation accrue de C2P. Cela suggère que le C2P peut être une stratégie clé pour optimiser la logistique, améliorer l'efficacité opérationnelle et contribuer à la durabilité environnementale. C'est ce que nous allons examiner plus en détail dans la suite de ce manuscrit.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été exposés lors de diverses conférences et ont fait l'objet de plusieurs publications. Présentés lors de :

- *The Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research 2022* (CLAIO) en décembre 2022 à Buenos Aires, Argentine.

- 24ème édition du congrès annuel de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision ROADEF 2023 à Rennes School of Business en février 2023 à Rennes.

- 21st EU/ME meeting x Quantum School: *Emerging optimization methods: from metaheuristics to quantum approaches* en mai 2023 à Troyes, France.

- ODYSSEUS International Workshop on Freight Transportation and Logistics en mai 2024 à Carmona, Espagne.

Ces travaux ont fait l'objet des publications suivantes :

- Silva Russi, E.R., Labadie, N., Prodhon, C. (2022). The Latin-Iberoamerican Conference on Operations Research 2022 (CLAIO) Proceedings: The Two-Echelon Vehicle Routing Problem considering Customer to Parcel (C2P) Locations and Grey Zones for Last-mile Deliveries. (https://claio2022.dc.uba.ar/docs/abstract-book.pdf).

- Silva Russi, E.R., Labadie, N., Prodhon, C. Annals of Operations Research: The Grey Zone Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Customer-to-Parcel Locations and Synchronization for Last-mile Deliveries. (Accepté le 19 juillet 2023).

CHAPITRE 4

APPROCHE MATHEMATIQUE EXACTE MULTI-OBJECTIF

Dans ce chapitre, nous aborderons le deuxième grand volet de la thèse : l'optimisation multi-objectif. Tout d'abord, nous introduirons l'optimisation multi-objectif, les méthodes exactes et approchées de résolution pour ce type de problèmes et leurs indicateurs de performance. Ensuite, nous aborderons le concept clé de la pollution du transport du dernier kilomètre et son application aux problèmes de tournées de véhicules. En outre, nous détaillerons la MEET (Méthodologie Européenne de calcul des émissions et de la consommation d'énergie dans le secteur des transports), que nous utiliserons dans notre modèle. Ensuite, nous présenterons notre problème multi-objectif de tournées de véhicules dans un réseau collaboratif C2P pour les livraisons urbaines, avec l'objectif de maximiser le niveau de service et de minimiser les émissions de gaz à effet de serre. Dans un premier temps, nous présenterons notre modèle mathématique, en détaillant ses paramètres, ses variables, ses objectifs et ses contraintes. Ensuite, nous donnerons les résultats obtenus sur de petites instances résolues en utilisant la méthode epsilon-contrainte afin de garantir un compromis entre la réduction de la pollution et l'augmentation de la satisfaction du client à travers notre modèle de distribution.

Sommaire

4. Introduction au Problème Multi-Objectif de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines 116

4.1. Problèmes d'optimisation multicritère 116

4.1.1. Optimisation multicritère 117

4.1.2. La méthode des poids/pondération et la méthode Epsilon-contrainte. 120

4.1.3. Méthodes approchées pour les problèmes d'optimisation multicritère. 122

4.1.4. Indicateurs de performance des algorithmes multicritère 123

4.2. Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines 128

4.2.1. Perception du niveau de service dans le transport du dernier kilomètre. 128

4.2.2. Les émissions de gaz à effet de serre (GES) dans le transport du dernier kilomètre 131

4.2.3. Prise en compte des émissions de gaz à effet de serre (GES) dans les Problème de Tournées de Véhicules 135

4.2.4. Méthodologie de calcul des émissions et de la consommation d'énergie dans le secteur des transports (MEET) 139

4.3. Modélisation Mathématique du Problème Multi-objectif de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines (MDVRPTW-CO) 145

4.3.1. Ensembles, sous-ensembles et paramètres 148
4.3.2. Variables de décision 149
4.3.3. Fonction-objectif environnementale 150
4.3.4. Fonction-objectif relative au niveau de service 152
4.3.5. Contraintes traditionnelles pour le VRP avec dépôts multiples 152
4.3.6. Contraintes de temps et de charge 152
4.3.7. Contraintes de capacité et d'utilisation du réseau collaboratif C2P 153
4.3.8. Contraintes sur les variables auxiliaires pour les stations C2P 155
4.3.9. Contraintes de calcul du niveau de service des clients en livraison via stations C2P 155
4.3.10. Contraintes des variables auxiliaires pour les clients en livraison à domicile 155
4.3.11. Contraintes de calcul du niveau de service des clients en livraison à domicile 156
4.3.12. Contraintes du temps d'attente 157
4.4. MILP résultats 157
4.4.1. Description des instances utilisées 159
4.4.2. Résultats 159
4.5. Conclusions 163

4. Introduction au Problème Multi-Objectif de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines

Avant d'aborder notre problème de tournées multi-objectif, nous allons dans un premier temps introduire certaines notions de l'optimisation multi-objectif comme la dominance, le set Pareto et le front Pareto. Nous expliquerons également son importance dans le domaine de la recherche opérationnelle. Ensuite, nous aborderons le concept du niveau de service et de la pollution du secteur du transport et son incidence dans les problèmes de tournées de véhicules. En outre, la méthodologie de calcul des émissions MEET utilisée pour notre modèle sera détaillée.

4.1. Problèmes d'optimisation multicritère

Bien que les problèmes d'optimisation mono-objectif soient largement étudiés, ces dernières années, une plus grande attention a été accordée aux problèmes complexes et de grande taille comportant des critères de décision multiples. En effet, plusieurs problèmes d'optimisation rencontrés dans la pratique ne sont pas à objectif unique, mais comportent des objectifs multiples, généralement en conflit les uns avec les autres. Prenons l'exemple de la conception d'un nouvel emballage pour un produit donné ; dans ce cas, il pourrait s'agir de maximiser sa résistance, de minimiser son coût de production et de minimiser son impact environnemental. Il existe de nombreux exemples de ce type. En effet, l'étude des problèmes d'optimisation multicritère concerne de multiples domaines, allant de l'ingénierie de conception, du transport et de la logistique aux télécommunications, en passant par l'ingénierie environnementale, l'aéronautique et la finance.

Les racines de l'optimisation multicritère remontent à la fin du XIXème siècle grâce aux travaux d'Edworth et de Pareto en économie [247, 248]. Ainsi, ce concept a été rapidement adopté et étudié dans les sciences du management et de l'économie, et plus tard étendu aux sciences de l'ingénieur. Il constitue actuellement un sujet d'intérêt croissant dans le domaine de la recherche opérationnelle et de la logistique.

La solution optimale dans l'optimisation multi objectif ne se limite pas à une solution unique comme dans le cas d'un seul objectif, mais est définie comme un ensemble de solutions dites de compromis. Cet ensemble, également appelé ensemble de Pareto, contient les solutions Pareto-optimales. Pour qu'une solution soit considérée comme Pareto-optimale et fasse donc partie de l'ensemble, il ne doit pas être possible d'améliorer l'un des objectifs sans détériorer au moins l'un des autres. Ainsi, l'ensemble de Pareto représente une forme de compromis entre les différents objectifs contradictoires. Par conséquent, le but principal d'un problème d'optimisation multicritère est d'obtenir cet ensemble Pareto optimal et donc le front de Pareto. La compréhension de ces concepts de base de l'optimisation multi-objectif nous permet de mettre en évidence les principales difficultés de résolution de ces problèmes par rapport à l'optimisation mono-objectif :

- Il n'existe pas de définition commune de l'optimalité globale d'une solution comme dans le cas mono-objectif. L'ensemble des solutions représente un compromis entre les objectifs et la décision finale dépend entièrement du décideur et du contexte du problème lui-même.

- Dans la plupart des problèmes multicritère le nombre de solutions Pareto-optimales augmente avec la taille du problème et le nombre d'objectifs.

- La plupart des problèmes multi-objectif sont NP-difficiles.

La complexité des problèmes d'optimisation multi-objectif augmente avec la taille du problème à résoudre, en termes de taille de l'espace de recherche ; et bien sûr du nombre d'objectifs à optimiser. Pour cette raison, malgré l'existence de multiples méthodes exactes, dont nous présenterons les principales, et afin de maintenir des temps d'exécution raisonnables, de nombreux chercheurs ont privilégié l'emploi de méthodes approchées.

Pour mieux comprendre ces problèmes, nous allons maintenant introduire plus formellement l'optimisation multicritère (veuillez noter qu'à partir de ce stade, les termes « multi-objectif » et « multicritère » sont utilisés de manière interchangeable tout au long de ce chapitre).

4.1.1. Optimisation multicritère

Cette section aborde les concepts de base de l'optimisation multicritère, tels que la dominance, la convergence, l'uniformité, l'optimalité de Pareto, l'ensemble de Pareto et le front de Pareto. Le scénario considéré est un problème d'optimisation multi-objectif avec n objectifs, qui doivent être minimisés simultanément. Sans perte de généralité, un tel problème peut être formulé comme suit :

$$MOP = \begin{cases} min\, F(x) = \big(f_1(x), f_2(x), \ldots, f_n(x)\big) \\ x \in S \end{cases}$$

Où n $(n \geq 2)$ est le nombre d'objectifs, $x = (x_1, \ldots, x_k)$ est le vecteur représentant les variables de décision, $x \in S$ représente l'espace de solutions et $(f_1(x), f_2(x), \ldots, f_n(x))$ est le vecteur des objectifs à minimiser.

La solution de ce problème peut être décrite par un vecteur de solution $(x_1, \ldots, x_k)^T$ dans l'espace de solution *S*. Une fonction $f: X \rightarrow Y$ évalue la qualité ou « *fitness* » de chaque solution en lui attribuant un vecteur objectif $(y_1, \ldots, y_k)$ dans l'espace objectif *Y*, comme illustré dans la Figure 48. L'ensemble $Y = f(S)$ représente les points réalisables dans l'espace objectif. Dans certains problèmes, plusieurs

solutions différentes dans l'espace de décision peuvent conduire à un seul point optimal dans l'espace objectif, ces solutions sont alors dites Pareto-équivalentes.

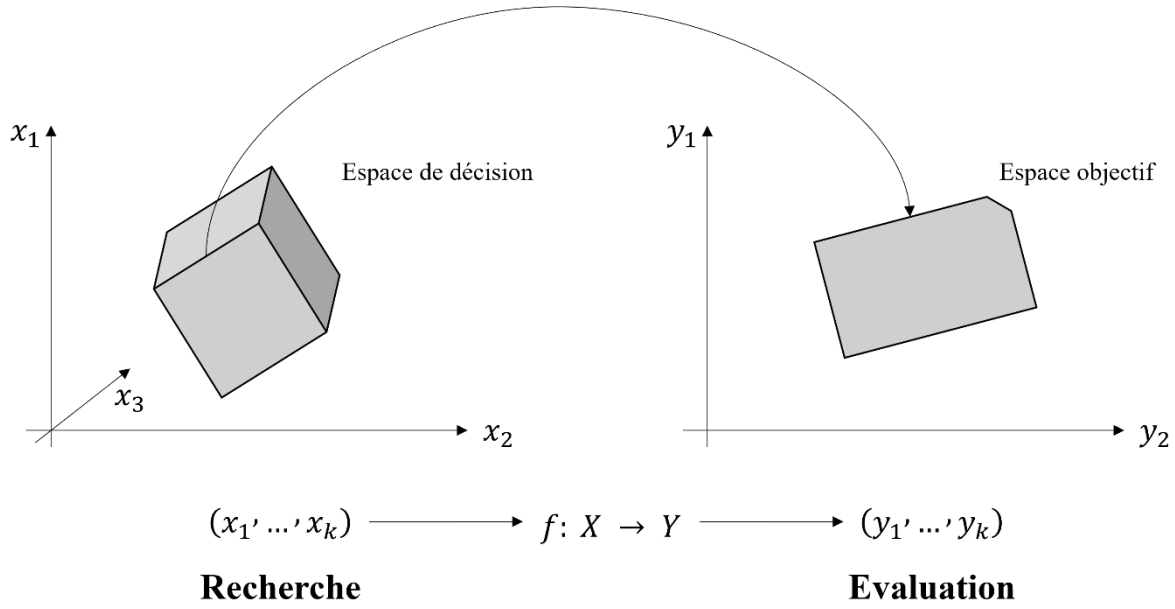


Figure 48 Espace de recherche S et espace d'évaluation Y dans l'optimisation multicritère

Lors de la résolution d'un problème d'optimisation multicritère, il est rare de trouver une solution unique qui soit optimale pour tous les objectifs. Afin de définir cette notion d'optimalité spécifique aux problèmes multicritère, il est possible d'établir une relation importante entre les solutions, appelée dominance.

4.1.1.1. Dominance et front de Pareto

Pour définir quelles solutions nous intéressent lors de la résolution d'un problème multicritère, il est nécessaire de définir une relation de dominance entre elles.

> Définition 4.1.1.1 (Dominance). La relation de dominance entre les solutions peut être exprimée comme suit :
>
> Le vecteur solution x_i domine le vecteur x_j si
>
> - x_i est au moins aussi bon que x_j sur tous les objectifs, et,
> - x_i est strictement meilleur que $x_j$pour au moins l'un des objectifs.

Ainsi, les solutions qui dominent les autres mais ne se dominent pas les unes par rapport aux autres (ne satisfont pas aux conditions de dominance) sont appelées solutions optimales de

Pareto ou, plus simplement, solutions « *efficaces* » comme illustré dans la Figure 49. Ce concept, généralement appelé optimalité de Pareto, découle directement de la définition de la dominance et a été initialement proposé par Edgeworth en 1881 [247], puis développé par W. Pareto en 1896 [248]. Une solution est alors considérée comme optimale au sens de Pareto s'il est impossible de trouver une autre solution dans l'espace des solutions S qui améliore la performance d'un objectif sans affecter la qualité d'au moins un autre objectif.

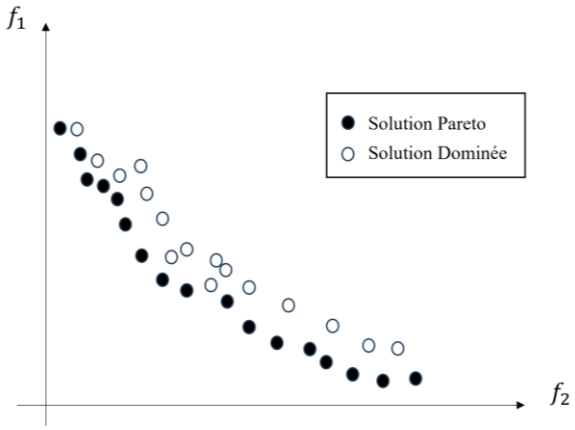


Figure 49 Exemple de solutions optimales au sens de Pareto

Définition 4.1.1.2 (L'optimalité de Pareto). Une solution $x_i \in S$ est optimale au sens de Pareto si et seulement s'il n'existe aucune autre solution $x \in S$ qui domine x_i.

L'image de cet ensemble de solutions Pareto-optimales dans l'espace des objectifs est à son tour appelée front de Pareto. L'obtention du front de Pareto est l'objectif principal de l'optimisation multi-objectif. Cependant, en raison de la nature NP-difficile de la grande majorité de ces problèmes, lorsque les méthodes mathématiques exactes ne peuvent pas fournir l'intégralité de l'ensemble de Pareto, les méthodes approchées telles que les métaheuristiques multi-objectif fournissent une approximation de ces derniers comme illustré dans la Figure 50.

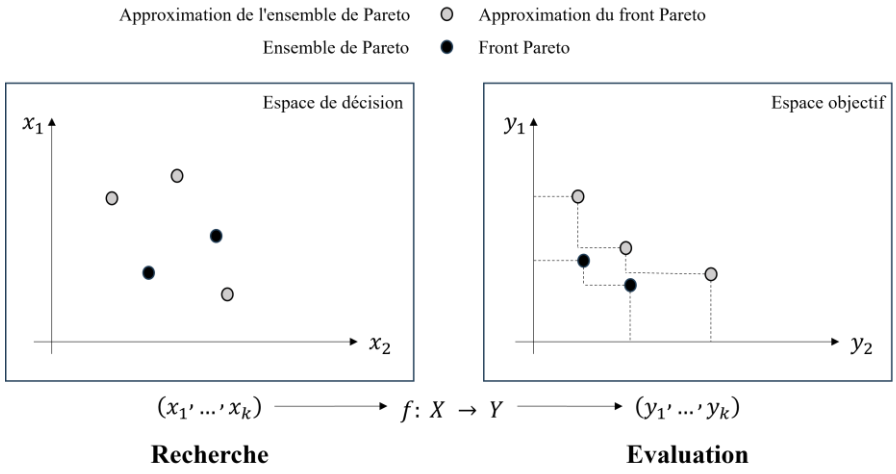


Figure 50 Exemple d'approximation du front Pareto

4.1.1.2. Convergence et diversité

Pour évaluer la qualité d'une approximation de l'ensemble de Pareto, il est essentiel de tenir compte de deux caractéristiques fondamentales. Il est tout d'abord essentiel d'examiner la proximité de ces points par rapport au front de Pareto exact. Ensuite, il est également important d'analyser la distribution de ces points le long du front. Ces caractéristiques sont appelées convergence et diversité et servent à mesurer la qualité d'une approximation du front de Pareto comme illustré dans la Figure 51.

Lorsqu'une approximation présente une faible convergence mais une bonne diversité (front a), cela signifie qu'elle est considérablement éloignée du front de Pareto exact, ce qui implique que les solutions optimales de Pareto n'ont pas été identifiées et que l'approximation n'est donc pas pertinente pour le preneur de décisions. En revanche, lorsqu'un front présente une bonne convergence mais une faible diversité (front b), cela signifie que les solutions sont proches des solutions Pareto-optimales, mais que certaines régions du front exact n'ont pas été explorées de manière adéquate, ce qui peut entraîner une perte d'informations cruciales pour la prise de décision.

Enfin, dans le cas d'une bonne convergence et d'une bonne diversité (front c), les solutions d'approximation sont proches de l'optimalité et le front exact est entièrement ou presque entièrement couvert, ce qui fournit des informations relativement exhaustives au preneur de décisions. Il est important de noter que plusieurs solutions ayant le même vecteur objectif peuvent exister dans l'espace des solutions, ce qui signifie qu'un seul point dans l'espace des objectifs peut représenter plusieurs solutions dans l'espace de décisions.

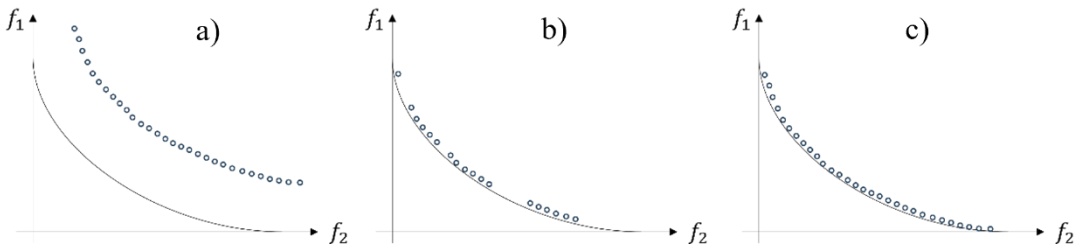


Figure 51 Exemple d'approximation du Pareto Front. Front a présente une faible convergence et une bonne diversité. Le Front b présente une bon convergence et une faible diversité. Front C présente une bon convergence et une bonne diversité.

4.1.2. La méthode des poids/pondération et la méthode Epsilon-contrainte.

Nous allons maintenant nous concentrer sur les approches scalaires pour résoudre les problèmes d'optimisation multi-objectif. Cette classe d'approches transforme le problème multi-objectif en un problème mono-objectif ou en un ensemble de problèmes mono-objectifs afin de résoudre le

problème multicritère de départ. Parmi ces méthodes, deux se distinguent, la méthode de poids et la méthode Epsilon-contrainte.

4.1.2.1. La méthode de poids/pondération

La méthode des poids, également appelée méthode pondérée, est l'une des méthodes les plus utilisées pour générer des solutions non dominées et donc une première approximation du front de Pareto. Fondamentalement, cette méthode consiste à utiliser une fonction d'agrégation pour transformer le problème multi-objectif en un problème mono-objectif en combinant les multiples fonctions objectifs f_i en une seule fonction qui est une combinaison linéaire convexe [27, 249].

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i f_i(x) \qquad \text{où } \lambda_i \in [0,1], \sum_{i=1}^{n} \lambda_i = 1 \tag{4.1.2.1}$$

Si les critères multiples ne sont pas de la même échelle, une normalisation doit être effectuée comme dans [27] :

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} \lambda_i \frac{f_i(x) - {f_i}^{min}}{{f_i}^{max} - {f_i}^{min}} \tag{4.1.2.2}$$

Où ${f_i}^{max}$ et ${f_i}^{min}$ représentent les limites supérieures et inférieures des critères f_i

Dans un problème bi-critère, la fonction linéaire qui agrège les deux critères correspond à une droite dans l'espace des objectifs. Dans ce cas, les solutions de Pareto peuvent être générées en trouvant les points où la ligne a une tangente commune avec l'espace réalisable, car les solutions optimales de Pareto sont toujours à la frontière de l'espace objectif réalisable. Une fois que la fonction pondérée est établie et que le problème est réduit à un problème d'optimisation mono-objectif, toute méthode de résolution mono-objectif peut être utilisée pour résoudre le problème. Dans cette méthode les résultats obtenus dépendront fortement de la fonction pondérée utilisée.

L'un des principaux inconvénients de cette méthode est qu'elle ne génère que des solutions dites supportées et qu'elle n'est donc pas appropriée pour les problèmes d'optimisation multi-objectif avec un front de Pareto comportant une partie concave. Dans ce type de front, les points forment une courbe concave par rapport à l'origine, ce qui signifie que la ligne droite reliant deux points quelconques du front reste en dessous du front de Pareto comme illustré dans la Figure 52.

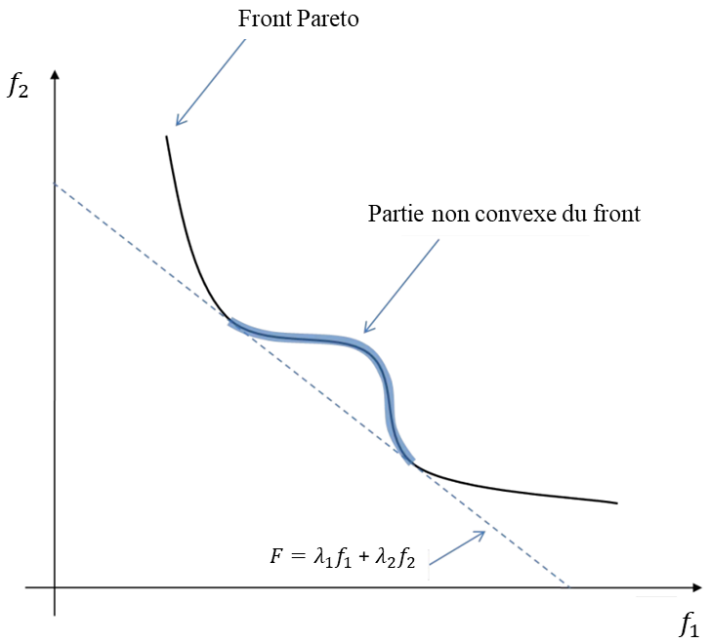


Figure 52 Example d'un front Pareto comportant une partie concave. Source : [250]

4.1.2.2. La méthode d'Epsilon-contrainte

Cette méthode, également appelée méthode ε-contrainte, consiste à optimiser un seul objectif sélectionné f_k en le confrontant à des contraintes sur les autres objectifs $f_j, \quad j \in [1,n], j \neq k$ du problème d'optimisation multi-objectif (MOP). Par conséquent, certains objectifs sont transformés en contraintes [27] :

$$\mathrm{MOP}(\varepsilon) = \begin{cases} min\ f_k(x) \\ x \in S \\ s.c.\ f_j(x) \leq \varepsilon_j, \qquad j = 1,\ldots,n, \qquad j \neq k \end{cases} \tag{4.1.2.3}$$

Contrairement à la méthode précédente, la méthode ε-contrainte peut être utilisée pour générer des solutions non-supportées (i.e. des solutions dans une région concave de l'espace objectif).

4.1.3. Méthodes approchées pour les problèmes d'optimisation multicritère.

Les problèmes d'optimisation multicritère sont généralement complexes et difficiles à résoudre par des méthodes exactes, particulièrement pour les instances de grande taille. Ainsi, des méthodes

approchées, telles que les méta-heuristiques, sont fréquemment utilisées pour trouver des solutions satisfaisantes dans un temps raisonnable. Deux des approches les plus couramment utilisées dans ce domaine sont le NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*) et le MOSA (*Multi-Objective Simulated Annealing*).

NSGA-II proposé par [251], est un algorithme évolutionnaire qui utilise une stratégie élitiste pour découvrir des solutions Pareto-optimales pour des problèmes multi-objectif, tout en étant efficace dans la gestion de diverses contraintes. Le NSGA-II utilise les opérations standards des algorithmes génétiques (sélection, croisement et mutation) avec un tri par non-dominance et un nouvel opérateur permettant d'éviter que des solutions se concentrent sur une même zone appelé « la distance de *Crowding* ». Cette mesure permet d'évaluer la densité des solutions entourant une solution particulière, permettant ainsi de maintenir la diversité dans la population de solutions. Le NSGA-II se distingue par son algorithme de tri efficace, qui inclut l'élitisme pour préserver les solutions de Pareto optimales déjà identifiées. De plus, il utilise un mécanisme explicite de préservation de la diversité et sa complexité est au maximum de $O(MN^3)$, où M est le nombre d'objectifs et N est la taille de la population.

D'autre part, MOSA (*Multi-Objective Simulated Annealing*) est une extension de l'algorithme de recuit simulé (*Simulated Annealing*) pour les problèmes multi-objectif. MOSA utilise un mécanisme de refroidissement pour explorer l'espace de solutions, en acceptant parfois des solutions non améliorantes pour échapper aux minima locaux. Le recuit simulé a démontré sa robustesse et son succès dans de nombreuses applications et a reçu une attention significative depuis son introduction [252]. Par conséquent, le recuit simulé multi-objectif a été introduit dans le but de permettre la construction des bonnes approximations du front de Pareto au moyen d'une archive dans laquelle les solutions non dominées sont progressivement rassemblées tout en explorant le domaine faisable. Bien que le recuit simulé offre un équilibre entre l'intensification et la diversification, les problèmes d'optimisation multicritère nécessitent une conception spéciale pour atteindre cet équilibre en raison de nombreux facteurs, dont le nombre de fonctions-objectifs. En conséquence, de nombreuses variantes du recuit simulé multi-objectif ont été introduites dans la littérature et sont présentées dans [253].

4.1.4. Indicateurs de performance des algorithmes multicritère

Comme expliqué précédemment, pour les problèmes d'optimisation mono-objectif, deux indicateurs de performance prédominent : la qualité de la solution trouvée et le temps de calcul nécessaire pour atteindre cette solution. Alors que l'intérêt pour les méthodes approchées d'optimisation multi-objectif s'est accru ces dernières années, la nécessité d'une évaluation des performances normalisées de ces algorithmes est devenue de plus en plus importante. La principale difficulté rencontrée lors de l'évaluation des performances réside dans le fait que le résultat d'un problème d'optimisation multi-objectif n'est pas une solution unique, mais un ensemble de solutions multiples représentant l'approximation du front de Pareto. Ainsi, pour évaluer les performances des algorithmes multi-objectif, plusieurs métriques ont été proposées. Nous présenterons dans cette section certains des

indicateurs les plus couramment utilisés. Le lecteur intéressé par un examen plus exhaustif des indicateurs de performance multi-objectif peut se référer à [254].

4.1.4.1. Indicateurs de cardinalité

La cardinalité d'un front de Pareto donné correspond au nombre de solutions qu'il contient. Par conséquent, ce type d'indicateurs se concentre sur le nombre de points non dominés générés par un algorithme donné. Intuitivement, un plus grand nombre de solutions est préférable. Certains de ces indicateurs nécessitent la connaissance du front de Pareto exact. Un exemple d'indicateur de cardinalité est *Overall non-dominated vector generation* (ONVG) [255]. L'ONVG indique le nombre d'éléments dans l'approximation du front de Pareto générée par un algorithme donné. Pour chaque approximation du front de Pareto Υ^{I}:

$$\mathrm{ONVG}\ (\Upsilon^{\mathrm{I}}) = |\Upsilon^{\mathrm{I}}| \tag{4.1.4.1}$$

Il existe plusieurs variantes de l'ONVG. L'ONVGR (*Overall Non-dominated Vector Generation Ratio*) mesure le pourcentage d'éléments trouvés dans une approximation du front de Pareto par rapport au front de Pareto exact. Le GNVG (*Generational Non-dominated Vector Generation*), quant à lui, quantifie le nombre de points non dominés générés à chaque itération *k* d'un algorithme itératif. Ces indicateurs doivent être maximisés. Néanmoins, comme l'indique [252], ces mesures peuvent être peu significatives. Par exemple, si nous considérons une approximation du front de Pareto ϒA composée de mille points (ONVG =1000) et une approximation du front de Pareto ϒB avec un seul point (ONVG =1), tel que ce point domine tous les autres points de ϒA. On pourrait alors affirmer que ϒA surpasse clairement ϒB pour cet indicateur mais en réalité, le front ϒB est clairement meilleur que ϒA.

4.1.4.2. Indicateurs de convergence

Ces mesures évaluent le degré de proximité entre un front de Pareto exact et son approximation, ainsi, la plupart d'entre elles requièrent la connaissance du front de Pareto à évaluer. Par exemple le *Generational Distance* (GD) [255] présente la distance moyenne entre chaque élément de l'approximation du front de Pareto et son plus proche voisin dans la représentation discrète du front de Pareto exact.

$$GD(\Upsilon^{\mathrm{I}}, \Upsilon^{E}) = \frac{1}{|\Upsilon^{\mathrm{I}}|}\left(\sum_{y^1 \in \Upsilon^{\mathrm{I}}} \min_{y^2 \in \Upsilon^{E}} ||y^1 - y^2||^p\right)^{\frac{1}{p}} \tag{4.1.4.2}$$

Où $|\Upsilon^{I}|$est le nombre de points dans l'approximation du front de Pareto et Υ^{E} est une représentation discrète du front de Pareto exact.

4.1.4.3. Indicateurs de distribution

Les indicateurs de distribution indiquent la distance relative entre les solutions dans une approximation du front de Pareto [256]. On retrouve principalement :

- *Uniformity* (δ) [257]

  Cette mesure est la distance minimale entre toute paire de points $y_p \in \Upsilon$ de l'approximation du front de Pareto Υ , cette distance est rapide et facile à calculer et à comprendre.

- *Hyper area/hypervolume* (HV) [255]

  Cette mesure, également appelée métrique S/HV dans la littérature, est l'un des indicateurs de performance les plus utilisés dans l'optimisation multi-objectif [258]. HV est décrit comme le volume de l'espace dans l'espace objectif dominé par une approximation du front de Pareto donnée et il est délimité à partir d'un vecteur de référence comme illustré dans la Figure 53.

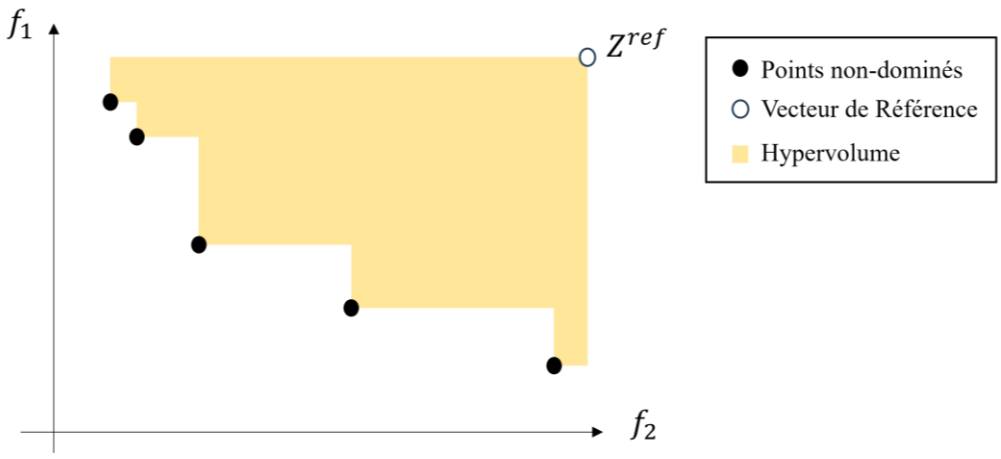


Figure 53 Indicateur de l'hypervolume

Ce vecteur de référence représente la limite supérieure de tous les critères. En général, le vecteur de référence peut être obtenu à partir du front de Pareto exact, ou être déduit de l'union de toutes les approximations du front de Pareto [27]. Ainsi, le vecteur de référence Z_{ref} d'un problème multi-objectif de maximisation à n critères peut être fixé comme suit :

$$Z_{ref} = (1.05 * Z_1^{max}, \ldots, 1.05 * Z_n^{max}) \quad (4.1.4.3)$$

$$O\grave{u}\ Z_i^{max} = Meilleure\ valeur\ trouvée\ pour\ le\ critère\ i$$

Cette mesure a été largement acceptée car elle offre des propriétés souhaitables. En fait, lorsqu'une approximation de l'ensemble de Pareto domine complètement une autre approximation, la métrique HV de la première sera plus grande que celle de la seconde. En revanche, l'une des difficultés de cette métrique est sa forte dépendance du vecteur de référence choisi.

4.1.4.4. Indicateurs de dispersion

La dispersion désigne la plage de valeurs couverte par les solutions dans une approximation du front de Pareto. Les indicateurs de dispersion visent à mesurer leur étendue [259]. Plusieurs sont proposés dans la littérature :

- *Spacing* (SM) [260]:

  Cette métrique détermine l'uniformité ou la régularité de la distribution des points d'une approximation du front de Pareto. En général, SM peut être estimé en calculant la distance euclidienne entre deux points consécutifs du front, la moyenne de ces distances euclidiennes et le nombre de points d'approximation du front de Pareto (ONVG) comme suit [261, 262]:

$$\mathrm{SM} = \sqrt{\frac{1}{|\Upsilon^{\mathrm{I}}|}\sum_{i=1}^{|\Upsilon^{\mathrm{I}}|}(\widehat{d}_i - \bar{d})^2} \tag{4.1.4.4}$$

  Où :

$$\widehat{d}_i = \min_{y_p \in \Upsilon; p \neq i} \sum_{c \in C} |y_i^c - y_p^c| \tag{4.1.4.4}$$

C *correspond à l'ensemble des objectifs*

$$\bar{d} = \frac{\sum \widehat{d}_i}{|\Upsilon^{\mathrm{I}}|} \tag{4.1.4.5}$$

  Une valeur plus faible de SM indique une distribution plus uniforme des solutions non dominées obtenues [263]. Néanmoins, comme le souligne [254], cette mesure ne peut pas tenir compte des trous dans l'approximation du front de Pareto car elle prend toujours en compte le voisin le plus proche. Par conséquent, lorsque les points d'une approximation donnée sont clairement séparés mais répartis en plusieurs groupes, la SM ne donnera que des informations très limitées sur la qualité de l'approximation.

- *Mean Ideal Distance* (MID)

  Le MID représente la distance moyenne (proximité) entre l'ensemble d'approximations non dominées ou l'approximation du front de Pareto et un point de référence (par exemple le point (0,0) lorsque deux critères sont analysés) [264].

$$MID = \frac{\sum_{i=1}^{|\Upsilon^I|} C_i}{|\Upsilon^I|} \quad (4.1.4.6)$$

$$C_i = \sqrt{(y_i^1 - y_i^{1\,ref})^2 + (y_i^2 - y_i^{2\,ref})^2} \quad (4.1.4.7)$$

- *Spread of non-dominated solutions* (SNS) [265]

  Cette quantité, généralement utilisée comme mesure de diversité, évalue l'écart-type des points d'une approximation du front de Pareto et d'un point de référence.

$$SNS = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{|\Upsilon^I|}(MID - C_i)^2}{(|\Upsilon^I| - 1)}} \quad (4.1.4.8)$$

- *Diversification Metric* (DM)

  Cette mesure, également appelée Maximum Spread (D) [266], est calculée en utilisant les valeurs maximales et minimales de tous les critères évalués d'une approximation du front de Pareto dans un problème d'optimisation multi-objectif. Cette métrique détermine la diversité des points d'une approximation du front de Pareto distribués dans l'espace de recherche. DM est estimé en utilisant les valeurs maximales et minimales de tous les critères évalués c sur l'approximation du front de Pareto Υ [261, 262].

$$DM = \sqrt{\sum_{c \in C} (y_{max}^c - y_{min}^c)^2} \quad (4.1.4.9)$$

4.2. Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines

L'utilisation de centres de collecte autonomes ou de stations C2P (i.e. des casiers ou des points de retrait) pour les livraisons du dernier kilomètre a été l'une des stratégies les plus utilisées ces dernières années par les prestataires de services logistiques. Cela est dû au fait que, dans les environnements urbains, ces stations permettent de réduire les coûts de distribution et les émissions de GES. Cependant, comme le démontre [267], ce type de stratégie n'est efficace que lorsque les clients finaux se rendent à ces stations en utilisant des moyens de transport verts (i.e. à pied ou à vélo). En effet, plus la station C2P est éloignée du client, plus il est probable que celui-ci s'y rende en véhicule personnel, générant des émissions qui ne sont généralement pas prises en compte par les prestataires de services logistiques.

D'autre part, dans la plupart des pays européens, les réseaux de stations C2P sont privés et fermés à certains prestataires logistiques. Ces réseaux fermés limitent fortement la capacité des décideurs à générer des stratégies de distribution optimales. En effet, ces modèles privés, par définition, entravent les mécanismes de coopération et de collaboration en limitant l'utilisation du réseau à un prestataire logistique spécifique [268].

Nous proposons une structure alternative de chaîne d'approvisionnement collaborative, où l'utilisation des stations C2P n'est restreinte à aucune entité. Comme le réseau complet des stations C2P est désormais « ouvert », tout prestataire logistique pourrait l'utiliser. L'intention ici n'est pas de proposer une structure d'utilisation complètement libre, mais une structure d'utilisation non restreinte à laquelle l'accès pourrait être régulé par l'élaboration ultérieure d'une stratégie de tarification. Cette étude propose alors un modèle de collaboration entre les réseaux privés de stations C2P de chaque prestataire logistique, générant un réseau collaboratif ouvert qui permet de réduire les émissions GES et d'augmenter le niveau de satisfaction du client.

Les objectifs à optimiser dans ce contexte sont le niveau de service et les émissions de GES. Pour ce faire, nous introduirons ces concepts dans le cadre des problèmes de tournées de véhicules et expliquerons la méthodologie MEET, utilisée pour le calcul des émissions de transport.

4.2.1. Perception du niveau de service dans le transport du dernier kilomètre.

Dans le cadre de cette étude, il est crucial de comprendre la perception du niveau de service dans le transport du dernier kilomètre. Cette phase finale de la chaîne logistique, souvent considérée comme la plus complexe et coûteuse, joue un rôle déterminant dans la satisfaction des clients. En effet, lors des livraison du dernier kilomètre différents facteurs peuvent influencer la perception de service par le client final comme la rapidité, la flexibilité et la fiabilité lors de processus de livraison. Une meilleure

compréhension de ces aspects est essentielle pour optimiser les stratégies de livraison et répondre efficacement aux besoins des clients.

Dans la littérature, de nombreuses études ont modélisé le niveau de service des livraisons du dernier kilomètre de différentes manières ; en fonction de la qualité des produits livrés [269], en fonction de l'heure de livraison, et en fonction des préférences du client [270, 271]. Nous nous concentrerons sur la modélisation du niveau de service ou de la satisfaction du client en fonction de l'heure d'arrivée des véhicules dans le cas des livraisons à domicile.

En considérant ce type de niveau de service, [272], dans leur modèle de livraisons par drones, ont modélisé le niveau de service comme une fonction linéaire dépendant du temps d'arrivée du drone à l'emplacement du client. En effet, lorsque le drone arrive avant le début de la fenêtre de temps définie par le client (t_{birth}), le niveau de service atteint son maximum, puis diminue linéairement à partir du temps (t_{start}), jusqu'à la limite supérieure de la fenêtre de temps ((t_{stop}), comme illustré dans la Figure 54. De la même manière, [273] a modélisé le niveau de service en relation avec l'heure d'arrivée et les fenêtres de temps du client. Les auteurs ont utilisé une fonction de puissance pour mesurer le degré de satisfaction du client, introduite par [274]. Cependant, dans [272], les auteurs, inspirés par leurs propres expériences, ont considéré dans leur fonction que l'impact sur la satisfaction du client causé par un retard de livraison est généralement plus important que celui causé par une livraison anticipée.

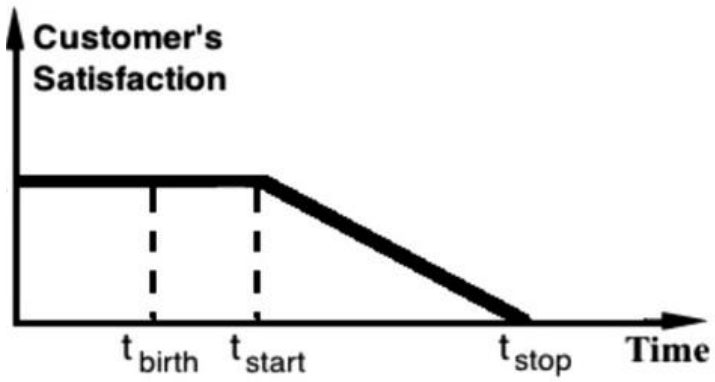


Figure 54 Calcul du niveau de service dans [272]

En se concentrant sur l'utilisation de fenêtres de temps multiples, [275, 276, 277, 278] ont utilisé des fenêtres de temps doubles pour le calcul du niveau de service des clients. Ces fenêtres de temps sont représentées par une fenêtre de temps acceptable et une fenêtre de temps idéale, comme illustré dans la Figure 55. Si le véhicule arrive en dehors de la fenêtre acceptable, la satisfaction atteint son niveau minimum, tandis que si le véhicule arrive dans la fenêtre de temps idéale du client, la satisfaction du client est de 1. Dans le cas contraire, la satisfaction du client varie graduellement en fonction du temps de livraison comme montré dans la Figure 56 (b).

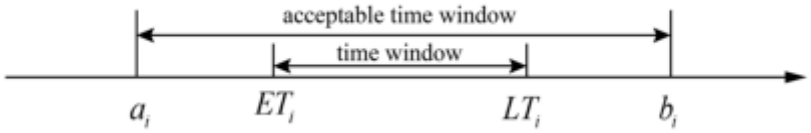


Figure 55 Exemple d'une fenêtre de temps multiple. Source : [276],

Afin de modéliser plus précisément le niveau de satisfaction des clients, [279], en utilisant des fenêtres de temps doubles, ont établi la fonction de niveau de service comme une fonction concave par morceaux linéaires ayant la forme d'un rectangle inversé, d'un triangle ou d'un trapèze, dont la forme dépend du temps entre deux points adjacents du vecteur, comme illustré dans la Figure 56 (a). Bien que cette fonction cherche à modéliser un niveau de service plus réaliste en prenant en compte des facteurs indépendants de l'heure d'arrivée du véhicule de livraison, nous estimons que cette formulation ne représente pas adéquatement la réalité à laquelle sont confrontés les prestataires de services logistiques. En effet, en ne prenant en compte que l'aspect temporel des livraisons, il est illogique de pénaliser, dans l'évaluation du niveau de service, un véhicule qui arrive pour desservir un client dans sa fenêtre de temps idéale.

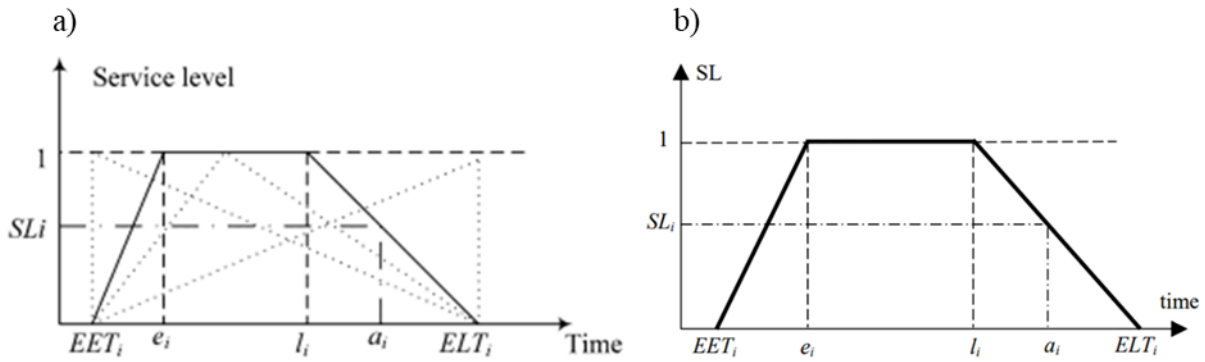


Figure 56 Calcul du niveau de service dans [280] et dans [276, 277, 278, 279]

Pour notre modèle, nous avons donc décidé d'employer le concept de fenêtres de temps multiples, en suivant une approche similaire à celle proposée dans [275, 276, 277, 278]. Ce concept permet une plus grande adaptabilité dans la programmation des livraisons, car il considère une tolérance par rapport aux fenêtres de temps « idéales » définies par les clients. Ces marges permettent ainsi de définir une fenêtre de temps « acceptable » pour chaque client.

Nous considérons que cette approche est cohérente avec la réalité des livraisons du dernier kilomètre et permet d'optimiser les itinéraires de livraison et d'améliorer la satisfaction du client.

4.2.2. Les émissions de gaz à effet de serre (GES) dans le transport du dernier kilomètre

L'augmentation du parc automobile, comprenant à la fois les véhicules de transport de marchandises, les véhicules personnels et les véhicules de transport public, a entraîné une augmentation des niveaux de congestion et de trafic dans les zones urbaines. Le trafic et la congestion ont de toute évidence un impact sur la durée des trajets, mais pas seulement. Ils entraînent également une augmentation de l'utilisation des véhicules qui, à son tour, conduit à des niveaux d'émissions plus élevés. L'augmentation du trafic est donc directement associée à des effets négatifs sur l'environnement, la qualité de l'air et le changement climatique. Selon *Statista*, avec plus de 7,97 gigatonnes de CO2, le transport représente 20,2 % des émissions mondiales de CO2 en 2023 [280]. De même, en Europe, le transport routier constitue la part la plus importante des émissions totales du transport, représentant 76 % de toutes les émissions de GES du transport de l'UE en 2021 [281]. Parmi ces polluants, le NO_x, le CO et le $PM_{2.5}$ correspondent respectivement à environ 32 %, 23 % et 8 % des émissions totales [282]. L'impact significatif de ces polluants issus des véhicules sur la perception de la qualité de l'air dans les zones urbaines suscite une alerte sur les conséquences que le trafic et le transport de marchandises peuvent avoir sur la santé humaine et l'environnement.

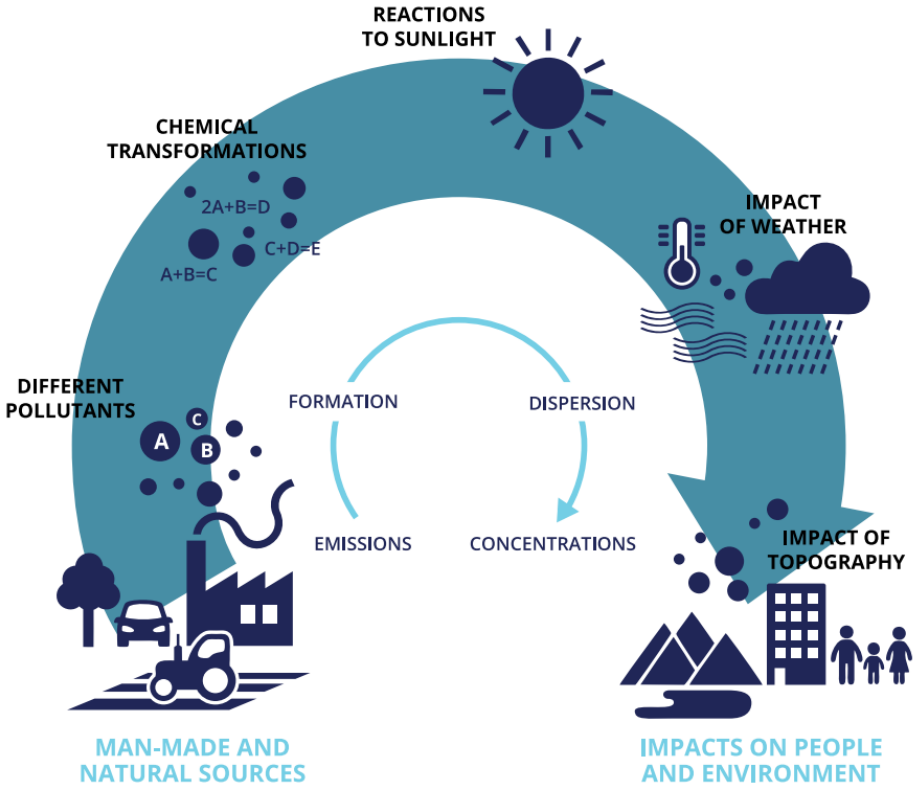


Figure 57 Cycle des émissions de gaz à effet de serre, de leur production à leur impact sur la topographie. Source [283]

La pollution atmosphérique est l'une des principales causes de décès prématurés et de maladies, et représente le plus grand risque environnemental pour la santé en Europe [284]. La pollution de l'air est en effet responsable des maladies cardiaques, des accidents vasculaires cérébraux et du cancer.

Bien qu'il existe différentes sources de pollution, dont celles liées au transport et celles non liées au transport, les émissions provenant du transport du dernier kilomètre sont relativement plus nocives que les émissions provenant d'autres sources, car la plupart de ces émissions sont produites dans des zones densément peuplées où les gens vivent et travaillent. La Figure 57 illustre de manière générale la façon dont ces polluants se déplacent dans l'atmosphère et leurs impacts.

En raison de l'augmentation de la demande urbaine qui se traduit par un flux plus important de véhicules de transport de marchandises, les émissions provenant du transport routier augmentent également générant des effets nocifs plus importants sur la santé des résidents des zones urbaines. Cela soulève des questions importantes sur la manière d'améliorer la qualité de l'air dans les zones densément peuplées en déployant des stratégies de distribution vertes qui réduisent les impacts environnementaux et sociaux négatifs.

Afin de mesurer l'impact des politiques de distribution urbaine et mener des actions pour en limiter les effets, il est tout d'abord nécessaire de pouvoir comptabiliser les émissions de GES produites par les flottes de transport. Ainsi, pour modéliser la pollution causée par le transport routier, trois types d'émissions sont généralement considérés comme l'illustre la Figure 58: les émissions de gaz d'échappement, les émissions par évaporation et les émissions dues à l'abrasion des pneus et de l'embrayage [283, 285].

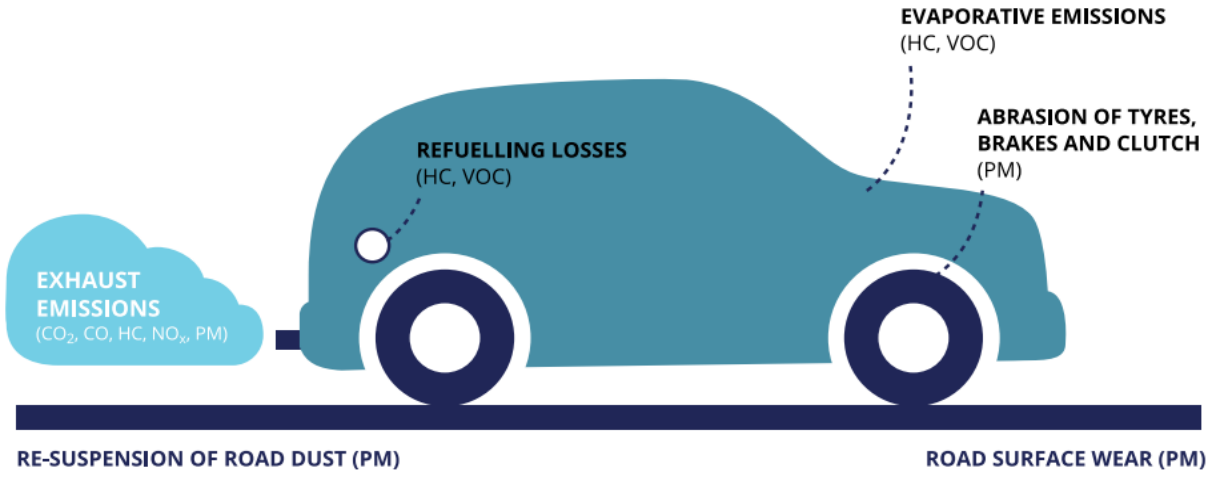


Figure 58 Les différents types d'émissions des véhicules. Source : [283]

Les émissions de gaz d'échappement

Ces émissions font référence aux émissions produites par la combustion de carburants à base de pétrole tels que l'essence, le diesel, le gaz naturel et le gaz de pétrole liquéfié. Ces carburants sont des mélanges de différents hydrocarbures, des composés chimiques contenant des atomes d'hydrogène et de carbone. Un processus de combustion est considéré comme parfait lorsque l'oxygène de l'air convertit tout l'hydrogène du carburant en eau et tout le carbone en dioxyde de carbone, laissant l'azote de l'air sans aucune modification chimique. Cependant, en réalité, aucun processus

thermodynamique n'est parfait et le processus de combustion dans le moteur du véhicule produit, outre le CO_2 et le H_2O, d'autres polluants tels que les oxydes d'azote NO_X et le monoxyde de carbone CO. La quantité de chaque polluant émise dans l'air dépend fortement du type de carburant utilisé. Les émissions de gaz d'échappement sont divisées en deux sous-catégories : les émissions à chaud et les émissions de démarrage à froid. Les émissions à chaud sont produites lorsque le moteur du véhicule est chaud et dépendent principalement de la façon dont le véhicule est conduit et des caractéristiques de la route (inclinaison de la route, type de carburant et type de véhicule). D'autre part, les émissions de démarrage à froid représentent les émissions produites lorsqu'un moteur est démarré à froid et tendent vers zéro une fois que le moteur ait atteint sa température de fonctionnement. Elles dépendent de la température ambiante, du type de carburant, du type de véhicule et du profil de conduite. Les polluants réglementés par l'UE sont les suivants :

- Dioxyde de carbone (CO_2) : Il s'agit du principal produit de la combustion, avec l'eau, et il contribue le plus à la pollution de l'air. Bien que le CO_2 n'affecte pas directement la santé humaine, ses effets à long terme contribuent de manière significative au changement climatique et au réchauffement de la planète.

- Hydrocarbures (HC) : les hydrocarbures sont le produit d'une combustion partielle ou incomplète et sont toxiques pour les humains. Ces composés volatils contribuent à la formation d'ozone troposphérique et de smog photochimique dans l'atmosphère, ce qui peut provoquer une irritation des yeux et affecter les poumons, entraînant des problèmes respiratoires. En raison de leur toxicité, certains hydrocarbures sont susceptibles de provoquer des cancers.

- Oxydes d'azote (NO_X) : Ces composés chimiques sont formés par la réaction de l'azote, le gaz le plus abondant dans l'air, avec l'oxygène dans des conditions de pression et de température élevées dans le moteur. Comme les hydrocarbures, les oxydes d'azote contribuent à la formation de l'ozone troposphérique. Ces composés sont également responsables de l'acidification de l'eau et donc des pluies acides.

- Monoxyde de carbone (CO) : Tout comme les hydrocarbures, ces composés sont le produit d'une combustion partielle. Le monoxyde de carbone se forme lorsque le carbone présent dans le carburant est partiellement oxydé pour former du CO au lieu de CO_2. Ce composé est hautement toxique et réduit le flux d'oxygène dans le sang, ce qui le rend particulièrement dangereux pour les personnes souffrant de maladies cardiaques. Le monoxyde de carbone contribue, comme les hydrocarbures et les oxydes d'azote, à la formation de l'ozone troposphérique.

- Particules en suspension ou matières particulaires (PM) : Ces particules correspondent à un autre produit de la combustion partielle. Ces composés sont un mélange de PM primaires et secondaires. Les PM primaires sont émises directement dans l'atmosphère, tandis que les PM secondaires se forment après le rejet dans l'atmosphère de gaz précurseurs tels que le dioxyde de soufre SO_2, les oxydes d'azote NO_X et l'ammonium NH_3. Les PM sont l'un des polluants les plus dangereux pour la santé humaine. Ces composés pénètrent dans les régions sensibles du système respiratoire et peuvent provoquer ou aggraver des maladies cardiovasculaires, des maladies pulmonaires et des cancers.

Les émissions par évaporation

Ce type d'émissions fait référence aux émissions liées aux vapeurs s'échappant du système d'alimentation en carburant du véhicule, que celui-ci soit en marche ou non. En fait, ces émissions peuvent être produites à tout moment à condition qu'il y ait du carburant dans le réservoir, même si le véhicule est garé avec le moteur éteint. Les émissions par évaporation peuvent être classées selon les types suivants :

- Pertes diurnes : elles sont dues aux variations de la température ambiante lorsque le véhicule est à l'arrêt, moteur éteint. Lorsque la température ambiante augmente en chauffant l'essence dans le réservoir, l'évaporation de l'essence augmente, émettant ainsi des vapeurs polluantes.

- Pertes par échauffement : Ce type d'émissions est généré par l'évaporation du carburant lorsque le véhicule en marche est garé et arrêté (le moteur étant encore chaud).

- Pertes de fonctionnement : ces émissions correspondent au carburant évaporé lorsque le véhicule est en marche en raison de la température élevée du moteur et des gaz d'échappement.

- Pertes liées au ravitaillement en carburant : comme leur nom l'indique, ces émissions sont générées lors du ravitaillement du véhicule en carburant. Lorsque le réservoir est rempli de carburant, les vapeurs saturées s'échappent et sont émises dans l'atmosphère.

Les émissions les plus importantes de ce type sont les composés organiques volatils. Ces composés toxiques entraînent des conséquences directes sur la santé humaine et sont liés à la dégradation de la couche d'ozone.

Les émissions dues à l'abrasion

Ce groupe d'émissions correspond aux émissions produites par l'abrasion mécanique et la corrosion de certaines parties du véhicule. Ces éléments comprennent l'abrasion des pneus, des freins, de l'embrayage, du revêtement routier et la corrosion du châssis du véhicule. Les émissions les plus importantes de ce groupe sont les PM (Matières Particulaires).

La modélisation de ces trois types d'émissions permet aux décideurs de comprendre les impacts sociaux et environnementaux de leurs politiques de distribution. De même, en étant capables d'estimer approximativement les émissions de leurs flottes de transport lors des livraisons, les entreprises de logistique peuvent générer des stratégies de distribution qui minimisent les émissions de GES afin de minimiser l'impact sur les conditions de vie et la qualité de l'air dans les zones urbaines où ont lieu les livraisons du dernier kilomètre. D'autre part, la modélisation des émissions dues au

transport permet également aux institutions gouvernementales d'élaborer des politiques publiques qui encouragent les fournisseurs de services de distribution à réduire leur impact sur l'environnement.

4.2.3. Prise en compte des émissions de gaz à effet de serre (GES) dans les Problème de Tournées de Véhicules

Bien que traditionnellement les problèmes de tournées des véhicules se concentrent sur la réduction des coûts économiques ; généralement associés à la distance parcourue et aux coûts fixes (i.e. salaire des conducteurs, utilisation des véhicules, etc.), ces dernières années, l'importance croissante de la durabilité au sein des chaînes d'approvisionnement a orienté la recherche vers la minimisation des impacts environnementaux et sociaux causés par le transport de marchandises. Dans ce contexte, une attention particulière a été accordée aux *Emissions Vehicle Routing Problem* (EVRP), introduit par [286] en 2010. Ce problème considère la minimisation des émissions GES et/ou de la consommation de carburant comme objectif principal ou comme partie d'une fonction de coût globale. Les auteurs ont introduit deux formulations pour l'EVRP en considérant les effets de différents niveaux de congestion dans le réseau de distribution. Pour cela, ils ont partitionné l'intervalle de temps en plusieurs périodes en tenant compte des effets de la congestion sur la génération des émissions par les véhicules. Une fonction basée sur la vitesse et la distance parcourue a été ensuite présentée pour l'estimation des émissions. Cette fonction ignore les caractéristiques propres des itinéraires (i.e. le gradient ou la pente de la route) et des véhicules (i.e. la charge), lesquelles ont été incluses de manière proportionnelle dans la fonction-objectif. Pour résoudre les instances classiques de Solomon, les auteurs ont présenté un algorithme basé sur une heuristique constructive et une méthode de descente pour l'amélioration des itinéraires (IRCI). Leurs résultats démontrent qu'il est possible de réduire les émissions en les considérant dans les coûts de la fonction-objectif ; et que dans les zones fortement congestionnées, les émissions peuvent être réduites tout en gardant un impact minimal ou nul sur les coûts des tournées.

Dans cette direction, [287] en 2011, ont concentré leur attention sur la modélisation de la pollution générée par les itinéraires de transport lorsqu'ils ont introduit le *Pollution Routing Problem* (PRP). Ce travail met en évidence que la pollution émise par la flotte de transport dépend à la fois des aspects variables tels que la charge et la vitesse, et des aspects constants comme la gravité et le gradient. Le modèle proposé prend en compte l'impact des incitations à la réduction énergétique en intégrant les taxes sur le carbone dans la fonction-objectif (même si ce coût des émissions dans leur modélisation n'est pas aussi significatif que celui lié au carburant et à l'utilisation du véhicule). Leurs résultats ont démontré qu'il est possible de réduire de manière plus significative les émissions lorsque la variation de la demande entre les clients est élevée (plus de 4%).

Un peu plus tard, en 2015, [279] ont introduit une formulation mathématique mono-objectif pour le *Satisfactory-Green Vehicle Routing Problem* (S-GVRP), un modèle qui prend en compte à la fois la pollution et la satisfaction du client. Leur approche vise à fournir aux décideurs un outil efficace proposant des itinéraires appropriés, la meilleure combinaison de la flotte, la vitesse et les temps d'arrêt des véhicules de livraison. Dans leur formulation, une flotte hétérogène et des fenêtres de temps mixtes chez les clients sont prises en compte. Pour la modélisation des émissions, les auteurs

ont considéré trois modules principaux : le module de vitesse, le module de charge et le module d'attente (« *idle time »*), sans prendre en compte les changements de gradient de la route ou d'accélération. D'autre part, le niveau de satisfaction est calculé en fonction au respect de la fenêtre de temps préalablement définie par le client. Les résultats sur 30 instances de 11 nœuds permettent d'estimer que dans 95% des cas, augmenter le niveau de service n'affecte pas considérablement l'impact environnemental. Le résultat peut s'expliquer par la taille limitée des instances utilisées.

Plus récemment, en 2022, se concentrant sur la réduction des émissions et la satisfaction des clients, [275] a proposé un problème de tournées de véhicules multi-objectif avec des fenêtres de temps et plusieurs dépôts (MD-VRPTW). Les auteurs ont considéré la charge du véhicule et la distance parcourue comme principaux indicateurs pour calculer le taux de consommation de carburant qui est ensuite multiplié par une constante pour le calcul des émissions de CO2. Dans leur modèle, chaque litre de carburant est équivalent à 2,3 kg de CO2. D'autre part, le niveau de satisfaction est calculé en fonction des violations des fenêtres de temps lors des livraisons. Pour résoudre un cas d'étude réel, les auteurs ont présenté une méthode améliorée basée sur une colonie de fourmis (IACO). L'efficacité de cet algorithme est démontrée par la comparaison avec des algorithmes génétiques (GA), montrant la supériorité de l'IACO sur toutes ses instances. En effet, en assurant un taux de charge plus élevé des véhicules, l'IACO permet de réduire les coûts et d'augmenter le niveau de satisfaction des clients.

Dans un contexte de l'utilisation de multiples dépôts pour la distribution de marchandises, [288] ont présenté un modèle pour le Problème de Tournées Multi-Dépôt (MDVRP) considérant les émissions de CO2. Ces dernières ont été calculées grâce à un modèle de consommation de carburant et incluses dans la fonction-objectif à travers une taxe sur le carbone. Pour résoudre le MDVRP, les auteurs ont proposé un Algorithme d'Optimisation Amélioré de Réaction Chimique (ICRO) avec un initialiseur de type *greedy* et quatre opérateurs de réaction. L'ICRO est une algorithme qui simule les collisions moléculaires d'une réaction chimique pour trouver un état stable. Son efficacité a été prouvée sur des instances classiques du MDVRP, démontrant une performance supérieure par rapport aux algorithmes génétiques GA, avec une amélioration de 33,5% en moyenne sur les solutions fournies par ces derniers.

Les auteurs de l'étude [289] se sont également intéressés au problème de tournées multi dépôts et ont démontré l'intérêt des dépôts multiples dans la réduction des émissions. Dans leur étude, ces émissions ont été calculées en utilisant le modèle présenté par [287]. Des facteurs tels que la vitesse, les caractéristiques de la demande et le temps de service ont été pris en compte et analysés. Leurs résultats prouvent que l'usage de multiples dépôts peut diminuer les émissions de CO2 de 37,6%.

En continuant sur des schémas de distribution à plusieurs dépôts, [290] ont présenté un modèle de MDVRP avec une flotte hétérogène et des livraisons partielles (MDVRP-SD). Un algorithme génétique combiné à une recherche à voisinage variable (VLNS) a été présenté pour résoudre le MDVRP-SD et a été testé sur quatre instances générées aléatoirement. Le principal problème de ce modèle réside dans le calcul des émissions de carbone, qui correspondent à une constante pour chaque type de véhicule multipliée par la distance parcourue, ignorant l'impact de la vitesse, du gradient de la route et de la charge du véhicule sur les émissions.

D'autre part, [291] ont inclus la collaboration horizontale entre les prestataires de services logistiques dans leur modèle multi-objectif à deux niveaux avec plusieurs dépôts (2E-MDVRP). Basé sur les synergies d'un réseau de transporteurs collaborant au sein d'une entreprise alimentaire au Maroc, les auteurs ont utilisé la méthode Epsilon-contrainte pour générer le front de Pareto afin d'établir un compromis entre les impacts économiques et environnementaux dans ce réseau de distribution. La répartition des coûts et des émissions de carbone a été évaluée par le mécanisme de valeur de Shapley (un concept de théorie des jeux qui attribue de manière équitable à chaque participant la contribution marginale de leur participation à la valeur totale générée par la coalition). Leurs résultats ont confirmé l'impact positif de la collaboration des transporteurs sur les coûts et les émissions carbone, deux objectifs souvent conflictuels.

Se focalisant sur le *Green Vehicle Routing Problem* (GVRP), une variante du classique VRP qui considère la réduction des émissions, [292] ont proposé une formulation multi-objectif du GVRP axée sur la minimisation des émissions CO2 tout en maximisant la satisfaction des clients. Les émissions CO2 sont supposées être proportionnelles à la distance parcourue (sans tenir compte des caractéristiques de la route ni du véhicule), tandis que le niveau de satisfaction est mesuré par le respect des fenêtres de temps. Les auteurs ont présenté une méthode heuristique basée sur un processus de clustering des clients selon leur distance au dépôt. Un TSP est résolu ensuite pour chaque cluster en utilisant la méthode Epsilon-contrainte. Les résultats montrent que l'augmentation du niveau de service entraîne également une augmentation du nombre de véhicules.

Dans la continuité des modèles GVRP, [293] ont proposé un modèle pour la distribution de produits frais qui vise à minimiser les coûts totaux de distribution, incluant les émissions de CO2 grâce à une taxe sur le carbone. Pour résoudre ce modèle, un algorithme amélioré de colonie de fourmis (IACO) a été introduit. Les résultats expérimentaux révèlent que l'investissement dans la maintenance des systèmes de réfrigération des véhicules durant la distribution peut contribuer à atteindre l'objectif de réduction des émissions de carbone, à diminuer la perte de produits frais, à améliorer les bénéfices économiques de l'entreprise et à accroître la satisfaction des clients.

En incluant les effets de la congestion dans le GVRP, [294] ont présenté un algorithme NSGA-II pour résoudre le GVRP avec dépendance temporelle et véhicules hétérogènes pour la collecte des ordures (GVRP-TD). Pour modéliser les émissions, les auteurs se sont appuyés sur le *Comprehensive Modal Emission Model* (CMEM) proposé par [295]. L'objectif du NSGA-II est de minimiser les coûts (incluant les coûts liés à la taxe carbone) et de minimiser le temps supplémentaire de travail (maximisant ainsi l'efficacité des véhicules de collecte) dans la ville de Maanshan en Chine. Les résultats montrent que leur algorithme peut offrir un schéma de collecte des ordures et des horaires de départ raisonnables pour éviter efficacement les périodes de congestion du trafic. De même, le modèle et l'algorithme proposés peuvent réduire les coûts de collecte et de transport, améliorer l'efficacité du transport et réduire la pollution environnementale. En continuant sur les variantes du GVRP, [296] ont abordé le *Green Vehicle Routing Problem with Time Windows and Simultaneous Pickup and Delivery*, en présentant un modèle mathématique non linéaire ainsi qu'un Algorithme Génétique. Dans cette étude, les émissions ont été ajoutées à la fonction-objectif économique en utilisant la taxe carbone.

D'un autre côté, [297] a proposé une approche d'Optimisation par Essaim Particulaire (PSO), pour résoudre le problème de tournées de véhicules avec des stations de cross-docking pour la réduction des émissions de CO2. Dans cette étude, les auteurs ont supposé que chaque litre de carburant produit 2,2 kg de CO2, sans tenir compte de facteurs tels que le gradient de la route ou la charge des véhicules. Pour tester l'efficacité de la méthode, le PSO a été comparée à l'GA. Le PSO s'est révélée plus efficace, obtenant de meilleurs résultats dans 55 des 60 instances utilisées pour les tests. Ces résultats permettent de minimiser les coûts de collecte et de chargement dans les centres de cross-docking et de réduire la quantité de carburant utilisée et, par conséquent, les émissions de CO2.

En se concentrant sur la minimisation des émissions GES dans les livraisons urbaines, [298] ont introduit l'utilisation du modèle MEET pour le calcul des émissions dans leur problème dynamique de tournées de véhicules pour les livraisons urbaines. MEET est un outil européen qui calcule les émissions de carbone en fonction de la vitesse des véhicules et des caractéristiques du réseau routier ; il sera présenté plus en détail dans la section suivante. Leur algorithme génétique amélioré a démontré une performance supérieure par rapport aux modèles statiques et aux algorithmes génétiques traditionnels pour la minimisation des coûts de distribution, des pénalités et des émissions (taxe carbone). D'un autre côté, [299] se sont concentrés sur l'optimisation des itinéraires pour la livraison de supermarchés à Wuhan, en Chine. Pour résoudre ce problème, les auteurs ont employé une heuristique de fusion basée sur l'algorithme de Floyd, l'algorithme du plus proche voisin et l'algorithme d'insertion. Les résultats obtenus suggèrent que des interventions politiques telles que des incitations fiscales peuvent favoriser des stratégies de distribution à faible teneur en carbone.

[300] ont abordé le problème du *Pollution Routing Problem* (PRP) en prenant en compte les gradients des routes et les vitesses des véhicules, qui influencent la consommation de carburant et les émissions de CO2. Pour cela, ils ont utilisé le modèle d'émissions CMEM. (*Comprehensive Modal Emission Model*). Les auteurs ont présenté un algorithme de Branch-and-Price (B&P) et une métaheuristique basée sur la recherche tabou. Cette méthode permet de générer jusqu'à 53 % d'économies de carburant en tenant compte les gradients des routes, démontrant ainsi que des économies de carburant peuvent être réalisées en visitant les clients en montée plus tard dans les tournées. Utilisant également le modèle d'émissions CMEM, [301] ont développé un modèle pour le problème de tournées de véhicules à faible teneur en carbone en milieu urbain qui tient compte des vitesses dépendantes du temps et des conditions de circulation routière. Pour résoudre ce problème, un réseau de neurones convolutifs sur graphe et un algorithme génétique hybridé avec recherche de voisinage adaptative (ALNS) ont été présentés. Leurs tests sur la ville de Jingzhou en Chine soulignent que les émissions de carbone sont très sensibles à la vitesse des véhicules et à ses fluctuations.

En appliquant des méthodes innovantes pour la livraison du dernier kilomètre capables de réduire les émissions, [302] ont comparé les livraisons directes avec les systèmes incluant de casiers à colis automatisés (*Automated Parcel Locker*, APL). Dans leur étude, les émissions de CO2, ont été calculées en utilisant les spécifications techniques du Mercedes-Benz Sprinter Cargo 311, l'un des véhicules commerciaux les plus utilisés pour les livraisons de dernier kilomètre. Leur étude basée sur la simulation a appelé à considérer le comportement des clients lors de la récupération des colis pour fournir une évaluation plus complète des impacts environnementaux et a indiqué que les systèmes APL ne sont compétitifs avec les livraisons directes que si un nombre suffisant d'APL est introduit, et que davantage de clients récupèrent leurs colis sans émission (à pied ou à vélo). D'autre part,

exploitant l'augmentation des plateformes de commerce électronique ces dernières années, [303] ont proposé un problème de tournées de véhicules à trois objectifs (social, économique et environnemental) pour les plateformes locales de commerce électronique durable en utilisant une approche de recuit simulé multi-objectif (MOSA). L'analyse des compromis parmi les trois objectifs a montré que si les performances économiques et environnementales se détériorent légèrement de 1,6 % et 4,5 % respectivement, la performance sociale (représentée par l'équilibre dans la consommation d'énergie des opérateurs) peut s'améliorer de 19,4 % en moyenne.

Collectivement, ces études montrent l'intérêt croissant des outils et techniques issus de la recherche opérationnelle et de la gestion environnementale dans le domaine de la logistique et de la distribution urbaine. Ces travaux démontrent que, grâce à l'élaboration de modèles de distribution innovants et l'application d'algorithmes d'optimisation de tournées avancés, il est possible de réaliser des réductions significatives des émissions GES sans compromettre la satisfaction des client et les coûts de distribution. De plus, ces recherches mettent en évidence l'importance d'intégrer des modèles réalistes pour le calcul précis des émissions et l'évaluation des politiques environnementales, telles que les taxes carbone, afin de promouvoir l'adoption de stratégies de distribution à faible teneur en carbone. Ces études ouvrent la voie à un secteur logistique et transport plus durable et socialement responsable. Les lecteurs intéressés par de plus amples informations sur les problèmes de tournées de véhicules à faibles émissions, ses variantes et ses applications sont invités à se référer à [304, 305, 306]. Nous nous concentrerons maintenant sur la méthodologie utilisée pour le calcul des émissions de transport dans notre modèle de distribution urbain.

4.2.4. Méthodologie de calcul des émissions et de la consommation d'énergie dans le secteur des transports (MEET)

Le projet MEET (*Methodologies for estimating air pollutant emissions from transport*) est un projet financé par la Commission européenne sur les transports mené conjointement avec les activités de l'action COST 319 - Estimation des émissions de polluants provenant des transports. Il vise à fournir une procédure de base à l'échelle européenne pour évaluer l'impact des transports sur la pollution de l'air. Le projet rassemble les informations les plus complètes sur les taux d'émission des véhicules de transport et les statistiques d'activité du transport pour permettre d'estimer les émissions résultant de presque toutes les opérations de transport (routier, ferroviaire, maritime et aérien).

MEET fournit aux autorités et aux décideurs les informations nécessaires pour tester les options alternatives en matière de transport. Ce document présente une synthèse des facteurs d'émission et des fonctions permettant d'estimer les émissions de polluants et la consommation d'énergie dans le secteur des transports. Il englobe les différentes technologies automobiles existantes pour tous les types ou classes de véhicules routiers, ainsi que pour les transports ferroviaire, maritime et aérien.

Dans notre cas, nous nous concentrerons sur le transport routier où les émissions de démarrage à froid, les pertes par évaporation, la pente de la route et les effets de la charge du véhicule sont pris en compte.

4.2.4.1. Émissions du transport routier

Les émissions des véhicules routiers ont, à juste titre, fait l'objet de la plus grande attention de tous les modes de transport en raison de leur prédominance en tant que moyen de transport de passagers et de marchandises. Non seulement le transport routier représente la plus grande part de l'activité de transport, mais sa nature même le place à proximité d'un plus grand nombre de personnes en comparaison aux autres modes.

4.2.4.2. Principes de base

Les principales sources d'émissions des véhicules routiers sont les gaz d'échappement et les hydrocarbures produits par l'évaporation du carburant. Cependant, lorsqu'un moteur est démarré à une température inférieure à sa température normale de fonctionnement (démarrage à froid), il utilise le carburant de manière inefficace et la quantité de pollution produite est plus élevée que lorsqu'il est chaud.

$$E_x = E_{hot} + E_{start} + E_{evap} \quad (4.1.6.2.1)$$

Où :

E_x	Émissions totales du polluant x.
E_{hot}	Émissions produites lorsque le moteur est chaud.
E_{start}	Émissions produites lorsque le moteur est froid.
E_{evap}	Émissions produites par évaporation.

Les émissions totales dépendent essentiellement du facteur d'émission lié au type de véhicule, au type de carburant et au type d'exploitation.

$$E_x = e_x * a \quad (4.1.6.2.2)$$

Où :

E_x	Emissions totales du polluant x.
e_x	Facteur d'émission associé au polluant x.
a	Facteur lié à l'activité (distance, vitesse, pente, charge).

Les émissions de démarrage, parce qu'elles ne se produisent qu'au début d'un trajet, sont calculées par trajet. Le facteur d'émission E_{start} est alors calculé en fonction de la vitesse moyenne du véhicule, de la température du moteur et de la durée de la partie froide du trajet, appelée distance à froid.

4.2.4.3. Émissions produites par évaporation (E_{evap})

Les émissions par évaporation (E_{evap}) se produisent principalement dans les situations suivantes : la vapeur de carburant est expulsée du réservoir à chaque ravitaillement, ce qui crée des émissions par évaporation ; l'augmentation quotidienne de la température (par rapport aux températures de la nuit) entraîne une expansion des vapeurs de carburant qui s'échappent du réservoir, libérant ainsi des émissions. Les émissions par évaporation sont également produites lorsque le véhicule est encore chaud après son utilisation. Il est important de noter que E_{evap} n'est généré que pour les composants organiques volatils (VOC).

4.2.4.4. Émissions à chaud (E_{hot})

Les émissions à chaud sont les émissions produites lorsque le moteur et les systèmes de contrôle de la pollution du véhicule (par exemple le catalyseur[1]) ont atteint leur température de fonctionnement. Elles sont calculées en appliquant la formule suivante :

$$E_{hot} = e * m \quad (4.2.4.4.3)$$

Où :

E_{hot}	Emissions totales à chaud.
e	Facteur d'émission à chaud.
m	Facteur d'activité.

Le facteur d'activité m est quant à lui défini comme suit :

$$m = n * l \quad (4.2.4.4.4)$$

Où :

n	Le nombre de véhicules de la même catégorie.
l	La distance moyenne parcourue pour les véhicules de la même catégorie.

4.2.4.5. Pente de la route

La pente d'une route a un impact sur la résistance à la traction d'un véhicule. L'augmentation ou la diminution de cette résistance a un effet équivalent sur les taux d'émission et la consommation de carburant. De plus, on ne peut pas supposer que les émissions supplémentaires produites par les véhicules en montée soient entièrement compensées par

[1] Situé en continuité de la ligne d'échappement, le catalyseur permet de transformer les gaz d'échappement en gaz inoffensifs. Il est constitué d'une chambre en acier inoxydable et d'une structure composée de céramique [348].

les émissions réduites produites par les véhicules en descente. Toutefois, en raison de leur masse plus élevée, l'influence des pentes est plus importante dans le cas des véhicules lourds.

La méthode de calcul de l'effet de la pente a été basée sur les résultats du Programme Allemand sur les Facteurs d'Emission (*German Emission Factor Program*). Ainsi, le facteur de gradient peut être calculé comme une fonction polynomiale de la vitesse moyenne du véhicule :

$$as_{i,j,k} = A6_{i,j,k} * V^6 + A5_{i,j,k} * V^5 + A4_{i,j,k} * V^4 + A3_{i,j,k} * V^3 + A2_{i,j,k} * V^2 + A_{i,j,k} * V + A0 \quad (4.2.4.4.5)$$

Où :

$as_{i,j,k}$	Facteur de correction du gradient.
V	La vitesse moyenne.
$A0 \dots A6_{i,j,k}$	Constantes pour chaque polluant i, véhicule j et gradient k.

Par conséquent, afin d'intégrer l'impact de la pente de la route dans le calcul des émissions totales :

$$ec_{hot,i,j,k} = as_{i,j,k} * e_{hot,i,j,k} \quad (4.2.4.4.6)$$

Où :

$ec_{hot,i,j,k}$	Facteur d'émission corrigé du polluant i, véhicule de catégorie j et gradient k.
$as_{i,j,k}$	Facteur de correction du gradient pour le polluant i, le véhicule de la catégorie j et le gradient k.
$e_{hot,i,j,k}$	Facteur d'émission du polluant i, véhicule de catégorie j sur des routes à pente nulle ($k = 0$).

Les coefficients nécessaires pour le calcul du facteur de correction du gradient sont présentés dans l'Annexe 1. V_{min} et V_{max} indiquent la plage de vitesse dans laquelle la correction est applicable.

4.2.4.6. Charge du véhicule

La résistance exercée sur un véhicule en mouvement est proportionnelle à la masse de ce dernier. En fait, une masse plus importante du véhicule exige une puissance plus élevée du moteur pendant la conduite. Étant donné que les émissions et la consommation de carburant sont en quelque sorte proportionnelles à la puissance du moteur, les calculs des émissions totales doivent tenir compte de la charge du véhicule. Dans le cas des véhicules destinés aux particuliers, l'influence de la charge du véhicule sur les émissions est faible. Ainsi, pour ces véhicules, l'influence de la charge est suffisamment prise en compte dans le facteur standard d'émissions à chaud.

Dans le cas des véhicules utilitaires et lourds, la charge du véhicule a une influence importante sur les émissions et la consommation de carburant, car elle contribue de manière significative au poids total du véhicule. Cette relation peut être exprimée comme suit :

$$\varepsilon_l = \varepsilon_u * \Phi(\Upsilon, v) \quad (4.2.4.4.7)$$

Où :

ε_l	Facteur d'émission corrigé lorsque le véhicule est chargé.
ε_u	Facteur d'émission à vide.
$\Phi(\Upsilon, v)$	Fonction de facteur de correction de la charge.
Υ	Gradient en pourcentage.
v	Vitesse moyenne.

La fonction du facteur de correction de la charge est alors définie comme suit :

$$\Phi(\Upsilon, v) = k + n\Upsilon + p\Upsilon^2 + q\Upsilon^3 + rv + +sv^2 + tv^3 + \frac{u}{v} \quad (4.2.4.4.8)$$

Où :

k	Constante.
$n - u$	Coefficients.

Les coefficients de ces fonctions sont présentés dans l'Annexe 1.

4.2.4.7. Émissions supplémentaires liées au démarrage (distance à froid)

La méthode proposée dans la procédure MEET pour estimer les émissions liées au démarrage a été élaborée à partir de données recueillies dans le cadre de nombreux programmes d'essais européens. Pour chaque polluant et chaque type de véhicule, une valeur de référence ω a été définie pour déterminer les émissions supplémentaires, valeur correspondant à une température de départ de 20° et à une vitesse moyenne de 20 km/h. Des fonctions ont été dérivées pour corriger la valeur de référence en fonction de la température de départ et de la vitesse moyenne réelles, ainsi que de la distance parcourue, car certains trajets peuvent être plus courts que la distance nécessaire pour chauffer complètement le moteur, et la totalité des émissions excédentaires de référence ω n'est pas produite. La formule générale peut être exprimée comme suit :

$$Excess\ emissions = \omega * [f(V) + g(T) - 1] * h(d) \quad (4.2.4.4.9)$$

Où :

V	Vitesse moyenne pendant la période à froid.
T	Température en °C (température ambiante pour le démarrage à froid).
d	Distance parcourue.

ω	Émissions supplémentaires de référence.
$f(V)$	Fonction du facteur de vitesse moyenne.
$g(T)$	Fonction du facteur de température.
$h(d)$	Fonction du facteur de distance.

Les valeurs des émissions supplémentaires de référence, la fonction du facteur de vitesse moyenne et la fonction du facteur de température sont présentées par type de véhicule et par polluant dans l'Annexe 1.

- Relation de la distance parcourue

  Pour que les émissions se stabilisent, le véhicule doit être complètement réchauffé. Pour cette raison, il est nécessaire de parcourir une certaine distance, également appelée distance à froid, avant que cette condition ne soit atteinte. La distance nécessaire varie en fonction du type de véhicule et du polluant, ainsi que de la façon dont le véhicule est conduit (dans le calcul MEET, cela est représenté par la vitesse moyenne). Les émissions supplémentaires sont produites pendant toute la durée du trajet à froid. Tout trajet inférieur à cette distance ne produira donc pas la quantité totale d'émissions supplémentaires qui résulterait d'un trajet plus long dans les mêmes conditions. Les corrections des émissions supplémentaires peuvent être exprimées comme suit :

$$distance\ correction\ = \frac{(1 - e^{-a\delta})}{(1 - e^{-a})} \qquad (4.2.4.4.10)$$

Où :

δ	Rapport entre la distance parcourue et la distance à froid.
a	Constante.

Le ratio de la distance de déplacement peut alors être exprimé comme suit :

$$\delta\ = \frac{d}{d_c} \qquad (4.2.4.4.11)$$

Où:

d	Distance du trajet.
d_c	Distance à froid.

Les valeurs de la constante a et de la distance froide d_c en fonction du type de véhicule sont présentées dans l'Annexe 1.

4.3. Modélisation Mathématique du Problème Multi-objectif de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines (MDVRPTW-CO)

Formellement le MDVRPTW-CO peut être modélisé par un programme linéaire en nombres entiers mixtes (MILP). Dans ce modèle, nous considérons n prestataires de services logistiques $e \in \{1, \ldots, n\}$ dans un réseau collaboratif des stations C2P chacun avec son propre ensemble de clients. Le problème est défini sur un graphe $G = (V^{all}, A)$. L'ensemble V^{all} se compose de l'ensemble des nœuds représentant les dépôts réels et fictifs de chaque prestataire logistique notés respectivement $V^D / V^{D'}$; de l'ensemble des nœuds associés aux clients noté V^{client} qui peuvent être livrés soit à domicile dans une fenêtre de temps définie à priori soit par l'intermédiaire de station C2P ; et de l'ensemble des stations C2P noté V^{C2P}. Chaque dépôt V_e^D est considéré comme le point de départ pour tous les véhicules de la flotte F^e, tandis que les nœuds dépôt fictifs dans $V_e^{D'}$ servent de nœuds finaux pour les tournées. L'ensemble V^{client} est constitué d'un sous-ensemble de clients à livrer à domicile ou à travers des stations C2P pour chaque prestataire logistique. Les clients dans l'ensemble de clients du prestataire logistique *i* noté $V_{e=i}^{clients}$ ne peuvent être servis que par la flotte de véhicules appartenant au prestataire logistique *i* noté $F^{e=i}$. En revanche, tous les prestataires logistiques peuvent utiliser toutes les stations dans le réseau collaboratif ($V^{C2P} = V_{e=1}^{C2P} \cup V_{e=i}^{C2P} \cup V_{e=n}^{C2P}$), même s'ils appartiennent aux autres prestataires comme illustré en la Figure 59. Par conséquent, nous pouvons déterminer les ensembles $V^e = V_e^D \cup V_e^{D'} \cup V_e^{client} \cup V_e^{C2P}$ avec $e \in \{1, \ldots, n\}$ définissant l'ensemble de tous les nœuds que la flotte du prestataire logistique e est en mesure de desservir. L'ensemble A est constitué de tous les arcs possibles du réseau.

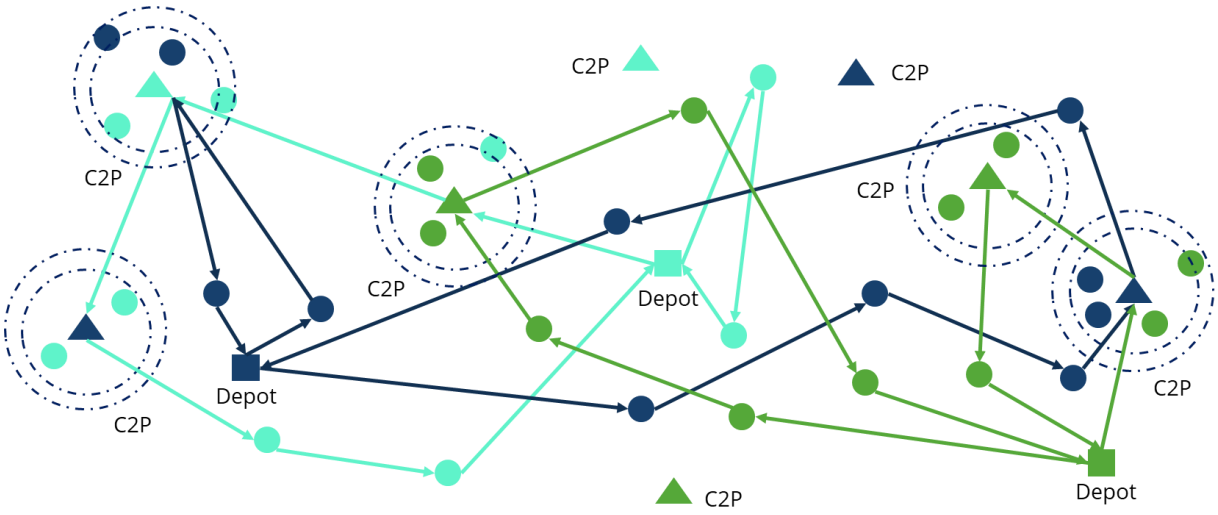


Figure 59 Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines

Un temps de service spécifique $ST_i \geq 0$ et une demande $D_i > 0$ sont attribués à chaque nœud $i \in V^{all}$. Tous les véhicules de chaque flotte $k \in F^e$ sont considérés comme étant homogènes et donc partagent les mêmes valeurs de paramètres. A chaque arc (i, j) sont associés une distance $Dist_{i,j}$, un

temps de trajet $Time_{i,j}$ et un ensemble de paramètres nécessaires pour le calcul des émissions $(E_{i,j}, GC_{i,j}, LC_{i,j}, SC_{i,j}, T°, \Omega)$ présentés dans le Tableau 4. En plus, chaque station C2P $l \in V^{C2P}$ a une capacité attribuée $QC2P_l$. D'autre part, la durée maximale de l'itinéraire, qui correspond aux heures de travail du conducteur, est donnée par $tmax$. Le Tableau 21 synthétise l'ensemble de notations utilisées.

Les émissions GES sont calculées en utilisant la méthode MEET décrite dans la section précédente. Cette méthode considère les émissions produites à froid et les émissions produites à chaud par les véhicules de livraison lors de ces tournées. Une caractéristique essentielle de notre modèle est qu'il intègre les émissions de GES générées par les clients C2P lorsqu'ils se rendent aux stations pour retirer leurs colis. Bien que cet aspect ait été abordé dans des études probabilistes et des simulations [108, 109, 307, 308], à notre connaissance, notre modèle est le premier à inclure de manière systématique le calcul des émissions GES des clients C2P dans le cadre d'un problème de tournées de véhicules. Pour ce calcul, il a été nécessaire d'estimer plusieurs paramètres, tels que les moyens de transport utilisés par les clients finaux et le nombre de clients qui utilisent leur véhicule personnel pour effectuer des trajets spécifiques vers les stations (aussi appelé en anglais « *Direct Trip* ») ou qui intègrent la récupération de leurs colis dans d'autres déplacements personnels (aussi appelé en anglais « *Chain Trip* »). Nous aborderons la façon dont nous avons estimé ces paramètres plus en détail dans la suite de ce manuscrit. En outre, le calcul du niveau de service est calculé de manière différente pour les clients à domicile et les clients livrés par l'intermédiaire d'une station C2P. Pour les clients à domicile, le niveau de service est déterminé en fonction du respect de la fenêtre de temps de livraison. Celle-ci est définie en établissant une tolérance φ pour une livraison anticipée ou tardive par rapport au créneau souhaité (e_i, l_i). Alors la nouvelle fenêtre de temps du client *i* considérant cette tolérance φ peut être définie de la manière suivante :

$$[E_i, (e_i, l_i), L_i] \tag{4.3.1}$$

Où :

$$E_i = max\,(0, e_i - \varphi)$$
$$L_i = min\,(tmax, l_i + \varphi)$$

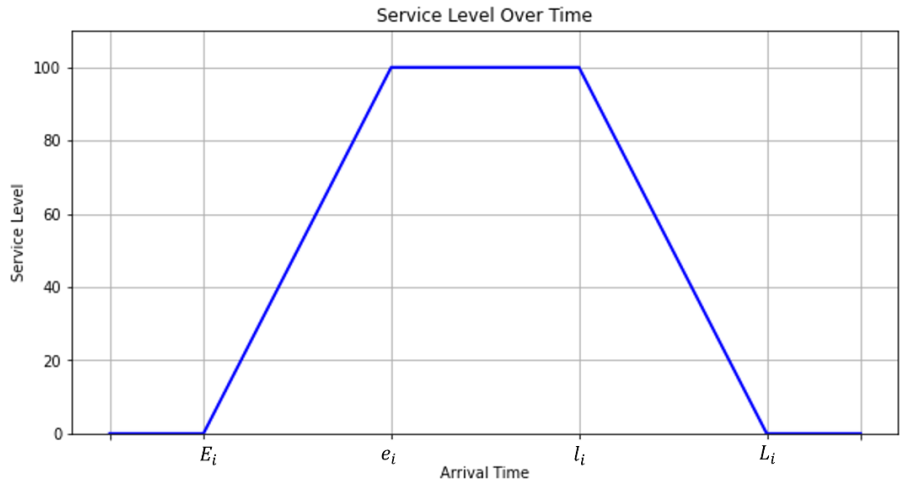


Figure 60 Niveau de service pour les clients en livraison à domicile en fonction du temps d'arrivée

De cette manière, comme illustré dans la Figure 60, lorsque la livraison est effectuée avant ou après la période souhaitée mais dans la tolérance du client, c'est-à-dire entre E_i et e_i ou l_i et L_i, le niveau de service augmente ou diminue respectivement de façon linéaire. Lorsque la livraison s'effectue dans la période souhaitée le niveau de service atteint sa valeur maximale et lorsque la livraison est effectuée hors de la période de livraison, c'est-à-dire avant E_i ou après L_i, le niveau de service est de 0%. Ainsi, le niveau de service pour tout client à domicile peut être calculé grâce à la fonction suivante :

$$f(T_{i,k}) = \begin{cases} 0 & , T_{i,k} < E_i \\ \left(\frac{(100 * T_{i,k}) - (100 * E_i)}{e_i - E_i}\right) & , E_i < T_{i,k} < e_i \\ 100 & , e_i < T_{i,k} < l_i \\ \left(\frac{100 * (l_i - T_{i,k})}{L_i - l_i}\right) + (100) & , l_i < T_{i,k} < L_i \end{cases} \quad (4.3.2)$$

Où $T_{i,k}$ est l'instant d'arrivée du véhicule k chez le client i

D'autre part, dans le cas de clients livrés à travers des stations C2P le niveau de service est calculé en fonction de la distance entre le client et la station C2P affectée à ce dernier comme illustré dans Figure 61.

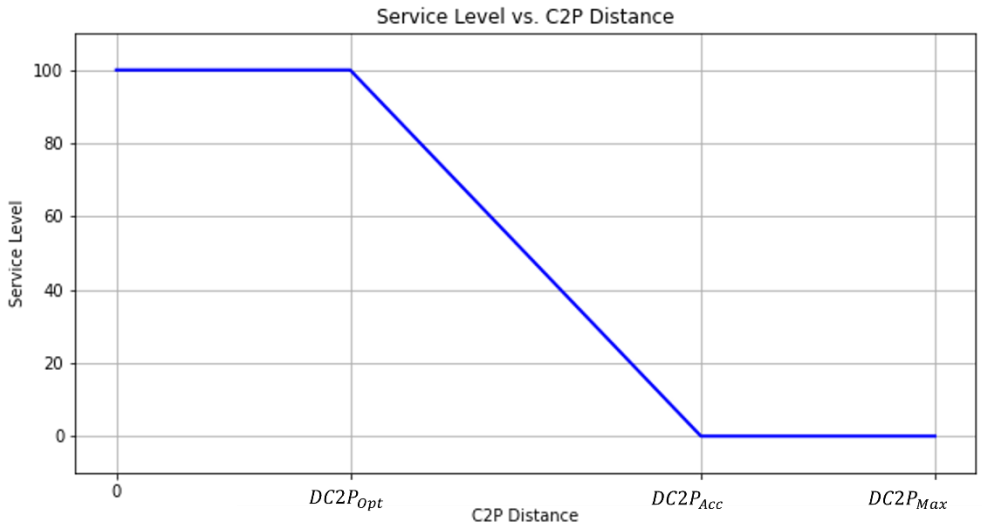


Figure 61 Niveau de service pour les clients en livraison via stations C2P en fonction de la distance

Lorsque la station C2P affectée au client est située à une distance inférieure à $DC2P_{Opt}$, le niveau de service atteint sa valeur maximale. Lorsque la station affectée au client est située à une distance supérieure à $DC2P_{Opt}$ mais inférieure à $DC2P_{Acc}$ le niveau de service diminue linéairement et finalement lorsque la station affectée au client est située à une distance supérieure à $DC2P_{Max}$ le niveau de service atteint sa valeur minimale. Ainsi, le niveau de service pour tout client servi à travers des stations C2P peut être calculé à l'aide de la fonction suivante :

$$f(Dis_{i,j}) = \begin{cases} 100 & , Dis_{i,j} < D_{opt} \\ \left(\frac{100 * (D_{opt} - Dis_{i,j})}{D_{acc} - D_{opt}}\right) + 100 & , D_{opt} < Dis_{i,j} < D_{acc} \\ 0 & , D_{acc} < Dis_{i,j} < D_{max} \end{cases} \quad (4.3.3)$$

Où $Dis_{i,j}$ est la distance entre la station i et le client j

Les valeurs des paramètres $DC2P_{Opt}$, $DC2P_{Acc}$ et $DC2P_{Max}$ ont été estimés en fonction des études présentées dans le Tableau 20.

Article	Année	Pays	Type d'étude	$DC2P_{Opt}$ (m)	$DC2P_{Acc}$ (m)	$DC2P_{Max}$ (m)
[309]	2017	Nouvelle Zélande	Sondage	-	-	700
[111]	2017	Brésil	Sondage	417	833	1250
[310]	2018	USA	Sondage	402.335	402.335	804.67
[311]	2019	Suède	Sondage	500	-	-
[312]	2019	Nouvelle Zélande	Sondage	-	-	1460
[102]	2021	USA	Sondage	-	-	804.67
[108]	2021	Pays Bas	Sondage	200	500	1000
[313]	2021	Italie	Sondage	500	1000	1500
Avg.	**-**	**-**	**-**	**403.870**	**683.830**	**1074.190**

Tableau 20 Littérature utilisée pour l'estimation de D_{opt}, D_{acc} et D_{max}.

4.3.1. Ensembles, sous-ensembles et paramètres

Ensembles	
V^{all}	Ensemble de tous les nœuds.
$V_e^D / V_e^{D'}$	Ensemble des dépôts réels et fictifs de chaque prestataire logistique.
$V^{client} / V_e^{client}$	Ensemble de tous les clients de l'instance et ensemble des clients de chaque prestataire logistique $e \in \{1, \ldots, n\}$ respectivement.
V_e^{C2P}	Réseau des stations C2P de chaque prestataire logistique $e \in \{1, \ldots, n\}$..
V^e	Ensemble de nœuds pouvant être visités par tous les véhicules du prestataire logistique $e \in \{1, \ldots, n\}$.
F^e	Flotte de tous les véhicules de chaque prestataire logistique $e \in \{1, \ldots, n\}$.
Paramètres	
M	Grand nombre fixé à la somme de toutes les demandes des clients $(M = \sum_{i \epsilon V^{all}} D_i)$.
$tmax / Col$	Durée maximale de l'itinéraire et pourcentage de collaboration dans le réseau collaboratif respectivement.

$Time_{i,j}/Dis_{i,j}$	Temps de déplacement et distance entre le nœud (i) et le nœud (j) respectivement.
$\Psi_{i,j}/GC_{i,j}$	Facteur d'émissions en fonction de la vitesse sur l'arc (i,j) et correction du gradient de l'arc (i,j) respectivement.
$SC_{i,j}/LC_{i,j}/CD_{i,j}$	Correction de vitesse, correction de charge et distance à froid de l'arc (i,j) respectivement.
$\Omega/\ T°$	Facteur de référence pour les émissions supplémentaires lors du démarrage à froid ; et facteur de correction dépendant de la température ambiante respectivement.
$DCA/\ CCA$	Pourcentage de clients C2P qui sont à une distance inferieure à $DC2P_{Opt}$ de leur station C2P qui prendraient la voiture particulière pour un trajet entièrement consacré au retrait d'un colis (DCA) et pour un trajet faisaient partie d'une chaîne de trajets (CCA) respectivement.
$DCB/\ CCB$	Pourcentage de clients C2P qui sont à une distance supérieure à $DC2P_{Opt}$ mais inférieure à $DC2P_{Acc}$ de leur station C2P qui prendraient la voiture particulière pour un trajet entièrement consacré au retrait d'un colis (DCB) et pour un trajet faisaient partie d'une chaîne de trajets (CCB) respectivement.
$DCC/\ CCC$	Pourcentage de clients C2P qui sont à une distance supérieure à $DC2P_{Acc}$ de leur station C2P qui prendraient la voiture particulière pour un trajet entièrement consacré au retrait d'un colis (DCC) et pour un trajet faisaient partie d'une chaîne de trajets (CCC) respectivement.
$DC2P_{Opt/Acc/Max}$	Distance optimale, acceptable et maximale des stations C2P respectivement.
$Q_k/QC2P_l$	Capacité du véhicule (k) et capacité de la station C2P (l) respectivement.
ST_i/D_i	Temps de service et demande du nœud (i) respectivement.
$[E_i, (\ e_i, l_i), L_i]$	Fenêtre de temps du client (i).

Tableau 21 Notations

4.3.2. Variables de décision

$$X_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & \text{si le véhicule } (k) \text{ se déplace du nœud } (i) \text{ au nœud } (j) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$S_{i,l} = \begin{cases} 1, & \text{si le client } (i) \text{ est couvert par la station C2P } (l) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$$A_{i,l} = \begin{cases} 1, & \text{si } Dis_{i,l} \leq DC2P_{Opt} \text{ pour le client } (i) \text{ et la station C2P } (l) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$$

$B_{i,l} = \begin{cases} 1, & \text{si } DC2P_{Opt} < Dis_{i,l} \leq DC2P_{Acc} \text{ pour le client } (i) \text{ et la station C2P } (l) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$

$C_{i,l} = \begin{cases} 1, & \text{si } Dis_{i,l} > DC2P_{Acc} \text{ pour le client } (i) \text{ et la station C2P } (l) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$

$D_{i,k} = \begin{cases} 1, & \text{si } E_i \leq T_{i,k} \leq e_i \text{ pour le client } (i) \text{ et le véhicule } (k) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$

$E_{i,k} = \begin{cases} 1, & \text{si } e_i \leq T_{i,k} \leq l_i \text{ pour le client } (i) \text{ et le véhicule } (k) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$

$F_{i,k} = \begin{cases} 1, & \text{si } l_i \leq T_{i,k} \leq L_i \text{ pour le client } (i) \text{ et le véhicule } (k) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$

$G_{i,k} = \begin{cases} 1, & \text{si } T_{i,k} < E_i \text{ pour le client } (i) \text{ et le véhicule } (k) \\ 0, & \text{dans le cas contraire} \end{cases}$

$T_{i,k} =$ Temps d'arrivée du véhicule (k) au nœud (i).

$Y_i =$ Niveau de Service du client (i) en livraison via stations $C2P$.

$Z_i =$ Niveau de Service du client (i) en livraison à domicile.

$ZD_i =$ Niveau de Service du client type D en livraison via stations $C2P$ (i).

$ZE_i =$ Niveau de Service du client type E en livraison via stations $C2P$ (i).

$ZF_i =$ Niveau de Service du client type F en livraison via stations $C2P$ (i).

$U_{i,k} =$ Charge du véhicule (k) après avoir servi le nœud (i).

$W_{i,k} =$ Temps d'attente du véhicule (k) au nœud (i).

$$\text{Où } k \in \text{F}, i \in V^{all}, j \in V^{all}, l \in V^{\text{C2P}}.$$

4.3.3. Fonction-objectif environnementale

La fonction-objectif (Eq. 4.3.3.1) calcule les émissions GES de notre politique de distribution collaborative. Nous considérons dans un premier temps les émissions causées par les livraisons aux domiciles des clients et aux stations C2P. Pour cela, nous utilisons le facteur d'émissions $\Psi_{i,j}$ en tenant compte du gradient, du coefficient de charge et de la distance. Nous nous intéressons ensuite aux émissions froides en utilisant le facteur Ω, la vitesse, la température et la distance à froid. Enfin, l'un

des aspects les plus importants de notre modèle concerne la comptabilisation des émissions produites par les clients finaux qui se déplacent pour aller récupérer leurs colis. À cette fin, nous avons pris en compte les paramètres $DCA, CCA, DCB, CCB, DCC, CCC$.

$$
\begin{aligned}
min \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{all}} \sum_{k\in F} X_{i,j,k} * [\Psi_{i,j}\, GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j}] + \sum_{i\in v^{D}} \sum_{j\in v^{all}} \sum_{k\in F} X_{i,j,k} * [\Omega(SC_{i,j} T^{\circ} - 1)] * CD_{i,j} \\
+ \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{C2P}} [A_{i,j}\Psi_{i,j} GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j} DCA] + \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{C2P}} [A_{i,j}\Psi_{i,j} GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j} CCA] \\
+ \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{C2P}} [B_{i,j}\Psi_{i,j} GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j} DCB] + \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{C2P}} [B_{i,j}\Psi_{i,j} GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j} CCB] \\
+ \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{C2P}} [C_{i,j}\Psi_{i,j} GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j} DCC] + \sum_{i\in v^{all}} \sum_{j\in v^{C2P}} [A_{i,j}\Psi_{i,j} GC_{i,j} LC_{i,j} Dis_{i,j} CCC]
\end{aligned}
\qquad (4.3.3.1)
$$

Les GES émis par les clients C2P finaux qui se déplacent en voiture particulière dépendent fortement du type de trajets (direct ou faisant partie d'une chaine de trajets). Par conséquent, pour estimer la valeur des paramètres présentés ci-dessus, il est important d'abord d'établir le pourcentage de trajets en voiture consacrés uniquement au retrait d'un colis ou les « *Direct trips* » et les trajets faisaient partie d'une chaîne de trajets ou les « *Chain trips* ». Pour estimer ces pourcentages, nous avons utilisé les études présentées dans le Tableau 22 ci-dessous :

Article	Année	Chain Trip	Direct Trip
[111]	2006	80.00%	20.00%
[315]	2011	69.40%	30.60%
[312]	2019	51.20%	48.80%
[108]	2021	60.00%	40.00%
Avg.	**-**	**65.15%**	**34.85%**

Tableau 22 Estimation des trajets directs et faisant partie d'une chaine de trajets

Une fois ces premiers pourcentages estimés, il a été nécessaire d'établir la relation entre les trois distances possibles dans notre modèle, à savoir $DC2P_{Opt}, DC2P_{Acc}$ et $DC2P_{Max}$, et la préférence du moyen de transport des clients C2P finaux. Alors, pour déterminer la valeur finale de nos paramètres DCA, CCA, DCB, CCB, DCC et CCC, nous nous sommes basés sur de multiples études cherchant à définir le comportement des clients C2P présentées dans le Tableau 23. Nous avons établi les valeurs de DCA, CCA, DCB, CCB, DCC et CCC comme une moyenne générale, cependant, en fonction des caractéristiques de la ville où notre modèle de distribution pourrait être testé, ces valeurs peuvent être pondérées pour obtenir une approximation plus réaliste qui illustre le comportement des utilisateurs cibles.

4.3.4. Fonction-objectif relative au niveau de service

La fonction-objectif correspondant au niveau de service (Eq.4.3.4.1) considère simultanément le niveau de service des clients livrés à domicile et celui des clients livrés via des stations C2P.

$$\text{maximiser} \sum_{\mathrm{i}\in \mathrm{V}^{\mathrm{clients}}} (\mathrm{Z}_i + Y_i) \qquad (4.3.4.1)$$

4.3.5. Contraintes traditionnelles pour le VRP avec dépôts multiples

Parmi les contraintes traditionnelles du VRP avec dépôts multiples, on retrouve tout d'abord les contraintes de retour au dépôt initial et les contraintes d'utilisation des véhicules pour chaque prestataire logistique (Eq. 4.3.5.1 et 4.3.5.2). Ces dernières établissent que chaque véhicule ne peut quitter le dépôt qu'une seule fois et que chaque véhicule qui quitte le dépôt doit retourner au même dépôt à la fin de son itinéraire. Ensuite, les contraintes de flux (Eq. 4.3.5.3) établissent la continuité des routes, c'est-à-dire que tout véhicule arrivant à un nœud doit également quitter ce nœud. Enfin, les contraintes de satisfaction de la demande (Eq. 4.3.5.4) garantissent que chaque client n'est servi qu'une seule fois (les demandes partielles ne sont pas autorisées) et les contraintes de cohérence de temps (Eq. 4.3.5.5) déterminent les heures d'arrivée des véhicules aux nœuds en tenant compte du temps de trajet, du temps de service et du temps d'attente à chaque nœud. Ces contraintes assurent la cohérence des temps de début de service et éliminent les sous-tours.

$$\sum_{j\in V^e} X_{d,j,k} = \sum_{j\in V^e} X_{j,d',k} \qquad \forall\, d \in V_e^D, d' \in V_e^{D'}, k \in F^e, e \in \{1,..,n\} \qquad (4.3.5.1)$$

$$\sum_{j\in V^e} X_{d,j,k} \leq 1 \qquad \forall\, \mathrm{d} \in \mathrm{V}^{\mathrm{D}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F}^{\mathrm{e}}, e \in \{1,..,n\} \qquad (4.3.5.2)$$

$$\sum_{j\in V^e} X_{i,j,k} = \sum_{j\in V^e} X_{j,i,k} \qquad \forall\, \mathrm{k} \in \mathrm{F}^{\mathrm{e}}, \mathrm{i} \in \mathrm{V}^{\mathrm{e}}, e \in \{1,..,n\} \qquad (4.3.5.3)$$

$$\sum_{i\in V^e} \sum_{k\in F^e} X_{i,j,k} = 1 \qquad \forall \mathrm{j} \in \mathrm{V}_{\mathrm{e}}^{\mathrm{client}}, e \in \{1,..,n\} \qquad (4.3.5.4)$$

$$T_{j,k} \geq \left(T_{i,k} + Time_{i,j} + ST_i + W_{i,k} - M\left(1 - X_{i,j,k}\right)\right) \qquad \forall\, \mathrm{i} \in \mathrm{V}^{\mathrm{e}}, \mathrm{j} \in \mathrm{V}^{\mathrm{e}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F}^{\mathrm{e}}, e \in \{1,..,n\} \qquad (4.3.5.5)$$

4.3.6. Contraintes de temps et de charge

Les contraintes (Eq. 4.3.6.1) fixent l'heure de départ de tous les véhicules à zéro, définissant ainsi le début de la période de livraison. Les contraintes (Eq. 4.3.6.2) limitent l'heure maximale de retour aux

dépôts pour tous les véhicules, (Eq. 4.3.6.3) garantissent le respect de la limite supérieure de la fenêtre de temps pour les clients. En ce qui concerne les contraintes de charge, les contraintes (Eq. 4.3.6.4 et 4.3.6.5) définissent la charge des véhicules pour les clients et les stations C2P respectivement, tandis que les contraintes (Eq. 4.3.6.6) garantissent que les véhicules retournent vide à leur dépôt à la fin de la période de livraison maximale.

$$T_{d,k} = 0 \qquad \forall\, d \in V_e^D, k \in \mathrm{F} \qquad (4.3.6.1)$$

$$T_{d',k} \leq tmax \qquad \forall\, \mathrm{d}' \in \mathrm{V_e^{D'}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F^e}, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\} \qquad (4.3.6.2)$$

$$\sum_{k \in F^e} T_{i,k} \leq L_i \qquad \forall\, \mathrm{i} \in \mathrm{V_e^{chd}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F^e}, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\} \qquad (4.3.6.3)$$

$$U_{j,k} + D_j \leq U_{i,k} + M\left(1 - X_{i,j,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^e, j \in V_e^{clients}, k \in F^e, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\} \qquad (4.3.6.4)$$

$$U_{j,k} + \sum_{c \in V_e^{client}} S_{c,j} * D_c \leq U_{i,k} + M\left(1 - X_{i,j,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^e, j \in V^{C2P}, k \in F^e, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\} \qquad (4.3.6.5)$$

$$U_{i,k} \leq M\left(1 - X_{i,d',k}\right) \qquad \forall\, d' \in V_e^{D'}, i \in V^e, k \in F^e, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\} \qquad (4.3.6.6)$$

4.3.7. Contraintes de capacité et d'utilisation du réseau collaboratif C2P

Les contraintes (Eq. 4.3.7.1), garantissent que la charge ne dépasse pas la capacité du véhicule. Les contraintes (Eq. 4.3.7.2 et 4.3.7.3) assurent que la capacité des stations C2P n'est pas dépassée. Dans notre modèle, nous avons considéré deux façons possibles d'utilisation du réseau C2P collaboratif. Les contraintes (Eq. 4.3.7.2) permettent une utilisation totalement libre de toutes les stations C2P, tandis que les contraintes (Eq. 4.3.7.3) fixent un pourcentage maximal de collaboration « Col ». Ce pourcentage limite la capacité maximale des stations C2P attribuées aux autres prestataires logistiques dans le réseau collaboratif. Finalement les contraintes (Eq. 4.3.7.4) limitent le rayon de couverture des stations C2P à une valeur maximal $DC2P_{Max}$.

.

$$U_{i,k} \leq Q_k \qquad \forall\, \mathrm{i} \in \mathrm{V^{all}}, \mathrm{k} \in \mathrm{F} \qquad (4.3.7.1)$$

$$\sum_{i \in V_e^{client}} S_{i,j} * D_i \leq QC2P_j \qquad \forall\, \mathrm{j} \in \mathrm{V_e^{C2P}}, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\} \qquad (4.3.7.2)$$

$$\sum_{i \in V^{client}} S_{i,j} * D_i \leq Col * QC2P_j \qquad \forall\, \mathrm{j} \in \mathrm{V_e^{C2P}}, \mathrm{e} \in \{1,..,\mathrm{n}\}, client' = \bigcup_{l \neq e} V_l^{\mathrm{client}} \qquad (4.3.7.3)$$

$$S_{i,j} * Dist_{i,j} \leq DC2P_{Max} \qquad \forall\, \mathrm{i} \in \mathrm{V^{client}}, \mathrm{j} \in \mathrm{V_e^{C2P}} \qquad (4.3.7.4)$$

Article	Année	Pays	$DC2P_{Opt}$	TVP	DCA	CCA	MDTV	$DC2P_{Acc}$	TVP	DCB	CCB	MDTV	$DC2P_{Max}$	TVP	DCC	CCC	MDTV
[315]	2006	Allemagne	-	39%	25%	14%	61%	-	39%	25%	14%	61%	-	-	-	-	-
[314]	2009	UK	-	40%	26%	14%	60%	-	40%	26%	14%	60%	-	-	-	-	-
[316]	2011	UK	-	43%	28%	15%	57%	-	43%	28%	15%	57%	-	-	-	-	-
[317]	2016	Pologne	-	64%	42%	22%	36%	-	64%	42%	22%	36%	-	-	-	-	-
[307]	2016	Pologne	-	56%	36%	20%	44%	-	56%	36%	20%	44%	-	-	-	-	-
[309]	2017	Nouvelle Zélande	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	700	-	-	-	-
[111]	2017	Brésil	417	9.44%	6%	3%	93.86%	833	58%	38%	20%	62%	1250	79%	51%	28%	21%
[310]	2018	USA	402.335	-	-	-	-	402.335		0%	0%	-	804.67	-	-	-	-
[318]	2018	Belgique	-	18%	12%	6%	82%	-	18%	12%	6%	82%	-	-	-	-	-
[319]	2019	Suède	500	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[312]	2019	Nouvelle Zélande	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1460	-	-	-	-
[320]	2020	Belgique	-	47%	31%	16%	53%	-	47%	31%	16%	53%	-	-	-	-	-
[308]	2020	Autriche	-	45%	29%	16%	56%	-	45%	29%	16%	56%	-	-	-	-	-
[102]	2021	USA	-	-	-	-	-	-		0%	0%	-	804.67	-	-	-	-
[108]	2021	Pays-Bas	200	9%	6%	3%	94%	500	28.50%	19%	10%	81.48%	1000	71%	46%	25%	54%
[313]	2021	Italie	500	51.70%	34%	18%	48.30%	1000	51.70%	34%	18%	48.30%	1500	-	-	-	-
Avg.	**-**	**-**	**403.87**	**38%**	**25%**	**13%**	**62%**	**683.83**	**45%**	**24%**	**13%**	**58%**	**1074.19**	**75%**	**49%**	**26%**	**37%**

Tableau 23 Etudes de l'utilisation des stations C2P dans la littérature

TVP : Trajets en Véhicule Particulier ; MDTV : Moyens de Transport Verts (Marche, Vélo, Transport Public)

4.3.8. Contraintes sur les variables auxiliaires pour les stations C2P

Les contraintes (Eq. 4.3.8.1 et 4.3.8.2 et 4.3.8.3 et 4.3.8.4) définissent la valeur des variables auxiliaires $(A_{i,j}, B_{i,j}, C_{i,j})$ en fonction de la distance du client i à sa station C2P j. Ces variables nous permettront par la suite de calculer les émissions produites par les clients lorsqu'ils se rendent à ces stations. Finalement les contraintes (Eq. 4.3.8.5) garantissent l'activation des contraintes adéquates une et seule une fois pour chaque client selon sa distance de la station C2P.

$$A_{i,j} * Dis_{i,j} \leq DC2P_{Opt} + M(1 - A_{i,j}) \qquad \forall i \in V^{client}, j \in V^{C2P} \qquad (4.3.8.1)$$

$$B_{i,j} * Dis_{i,j} > DC2P_{Opt} + M(1 - B_{i,j}) \qquad \forall i \in V^{client}, j \in V^{C2P} \qquad (4.3.8.2)$$

$$B_{i,j} * Dis_{i,j} \leq DC2P_{Acc} + M(1 - B_{i,j}) \qquad \forall i \in V^{client}, j \in V^{C2P} \qquad (4.3.8.3)$$

$$C_{i,j} * Dis_{i,j} > DC2P_{Acc} + M(1 - C_{i,j}) \qquad \forall i \in V^{client}, j \in V^{C2P} \qquad (4.3.8.4)$$

$$A_{i,j} + B_{i,j} + C_{i,j} = S_{i,j} \qquad \forall i \in V^{client}, j \in V^{C2P} \qquad (4.3.8.5)$$

4.3.9. Contraintes de calcul du niveau de service des clients en livraison via stations C2P

Les contraintes (Eq. 4.3.9.1) permettent de calculer le niveau de service des clients en livraisons via les stations C2P en utilisant les variables auxiliaires $(A_{i,j}, B_{i,j})$.

$$Y_i = \sum_{j \in V^{C2P}} \left(\left[100 + \frac{100 * DC2P_{Opt} - 100 * Dis_{i,j}}{DC2P_{Acc} - DC2P_{Opt}} \right] * B_{i,j} \right) + \sum_{j \in V^{C2P}} (100 * A_{i,j}) \qquad (4.3.9.1)$$

4.3.10. Contraintes des variables auxiliaires pour les clients en livraison à domicile

Les contraintes (Eq. 4.3.10.1 et 4.3.10.2 et 4.3.10.3 et 4.3.10.4 et 4.3.10.5 et 4.3.10.6 et 4.3.10.7) définissent la valeur des variables auxiliaires $(D_{i,k}, E_{i,k}, F_{i,k}, G_{i,k})$ en fonction du temps d'arrivée du véhicule k au nœud client i. Ces variables permettront par la suite de calculer les temps d'attente et

le niveau de service des clients lors de leurs déplacements vers ces stations. Finalement les contraintes (Eq. 4.3.10.8) garantissent que chaque client en livraison à domicile soit affecté seulement à l'une des variables de service selon l'instant où le véhicule arrive chez le client.

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} < E_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} G_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.1)$$

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} \geq E_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} D_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.2)$$

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} < e_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} D_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.3)$$

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} \geq e_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} E_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.4)$$

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} < l_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} E_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.5)$$

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} \geq l_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} F_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.6)$$

$$\sum_{k\in F} T_{i,k} < L_i + M\left(1 - \sum_{k\in F} F_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.7)$$

$$\sum_{j\in V^{all}} \sum_{k\in F} X_{i,j,k} = \sum_{k\in F} D_{i,k} + \sum_{k\in F} E_{i,k} + \sum_{k\in F} F_{i,k} + \sum_{k\in F} G_{i,k} \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.10.8)$$

4.3.11. Contraintes de calcul du niveau de service des clients en livraison à domicile

Les contraintes (Eq. 4.3.11. et 4.3.11.2 et 4.3.11.3) permettent de calculer le niveau de service des clients en livraisons à domicile en utilisant les variables auxiliaires ($D_{i,k}, E_{i,k}, F_{i,k}, G_{i,k}, ZD_i, ZE_i, ZF_i$). Pour sa part, les contraintes (Eq. 4.3.11.4) mesurent le niveau de service de tous les clients en livraison à domicile.

$$ZD_i \leq \left(\frac{100 * \sum_{k\in F} T_{i,k} - 100 * E_i}{e_i - E_i}\right) + M * \left(1 - \sum_{k\in F} D_{i,k}\right) \qquad \forall\, i \in V^{client} \qquad (4.3.11.1)$$

$$ZE_i = \sum_{k \in F} 100 * E_{i,k} \qquad \forall i \in V^{client} \qquad (4.3.11.2)$$

$$ZF_i \leq \left(\frac{-100 * \sum_{k \in F} T_{i,k}}{L_i - l_i}\right) + \left(100 + \frac{100 * l_i}{L_i - l_i}\right) + M * (1 - \sum_{k \in F} F_{i,k}) \qquad \forall i \in V^{client} \qquad (4.3.11.3)$$

$$Z_i = ZD_i + ZE_i + ZF_i \qquad \forall i \in V^{client} \qquad (4.3.11.4)$$

4.3.12. Contraintes du temps d'attente

Finalement, en utilisant la variable auxiliaire $(G_{i,k})$, les contraintes (Eq. 4.3.12.1 et 4.3.12.2) permettent de calculer le temps d'attente chez clients en livraison à domicile.

$$W_{i,k} \geq E_i - T_{i,k} - (M * (1 - G_{i,k})) \qquad \forall i \in V^{client}, k \in F \qquad (4.3.12.1)$$

$$W_{i,k} \leq M * G_{i,k} \qquad \forall i \in V^{client}, k \in F \qquad (4.3.12.2)$$

4.4. MILP résultats

Comme expliqué précédemment, les méthodes d'optimisation multi-objectif diffèrent de celles des problèmes mono-objectif dans le sens que contrairement à ces dernières qui fournissent une seule solution, les premières visent à fournir plusieurs solutions de compromis, appelées solutions Pareto-optimales ou non dominées. L'ensemble de ces solutions constitue le front de Pareto. Plusieurs approches sont discutées dans la littérature pour résoudre ces problèmes et constituer un front de Pareto, par exemple la méthode de poids [321] et la méthode Epsilon-contrainte [322]. Pour la résolution de notre modèle, nous avons opté pour cette dernière approche. De manière générale, la méthode Epsilon-contrainte consiste à résoudre de façon itérative une série de problèmes mono-objectifs, dans lesquels les autres objectifs sont reformulés en contraintes. Chaque solution obtenue est optimale au sens de Pareto et est conservée pour constituer partiellement le front de Pareto

Bien que des approches plus simples puissent être utilisées, comme la méthode de pondération, où les différents objectifs sont combinés en un seul en attribuant des poids à chaque critère, la méthode Epsilon-contrainte est préférée pour plusieurs raisons. Premièrement, cette méthode permet de trouver des solutions non supportées, c'est-à-dire des solutions qui ne se situent pas dans la zone convexe du front de Pareto. Deuxièmement, il n'est pas nécessaire de normaliser les objectifs pour son application. L'algorithme suivant illustre le fonctionnement de base de la méthode Epsilon-contrainte avec deux objectifs à maximiser, à savoir Z_1 et $-Z_2$, correspondant respectivement au niveau de service et aux émissions de GES.

Algorithme 4.4.	Méthode Epsilon-contrainte pour la maximisation de $Z = (Z_1, -Z_2)$
1 :	$Pareto_Solutions \leftarrow \{\}$
2 :	$\{z_1^*, z_2\} \leftarrow Max\ Z_1$
3 :	$\{z_1^*, z_2^*\} \leftarrow Max\ -Z_2 \mid (Z_1 = z_1^*)$
4 :	$Pareto_Solutions \leftarrow Pareto_Solutions \cup \{z_1^*, z_2^*\}$
5 :	$\{z_1^*, z_2^{**}\} \leftarrow Max\ -Z_2$
6 :	$Step_Size \leftarrow \frac{(z_2^* - z_2^{**})}{num_Steps}$
7 :	$i \leftarrow 1$
8 :	**While** $(z_2^* - i * Step_Size) > z_2^{**}$ **do**
9 :	$\{z_1^*, z_2\} \leftarrow Max\ Z_1 \mid (Z_2 \leq z_2^* - i * Step_Size)$
10 :	$\{z_1^*, z_2^{***}\} \leftarrow Max\ -Z_2 \mid (Z_1 = z_1^*)$
11 :	$Pareto_Solutions \leftarrow Pareto_Solutions \cup \{z_1^*, z_2^{***}\}$
12 :	$i \leftarrow i + 1$
13 :	**end while**
14 :	Dominance_Check $(Pareto_Solutions)$

L'algorithme est utilisé pour résoudre notre modèle en maximisant le niveau de service (Z_1) et en minimisant les émissions de GES (Z_2). De plus, cette procédure permet de récupérer les valeurs de Z_1 et $-Z_2$ pour toute solution donnée du modèle, créant ainsi un ensemble de solutions pour notre problème. La ligne 1 commence par initialiser un vecteur vide dans lequel les solutions seront stockées. À la ligne 2, le niveau de service est maximisé, tandis qu'à la ligne 3, les émissions de GES sont minimisées avec la contrainte supplémentaire que le niveau de service doit correspondre à celui trouvé à la ligne 2. La solution est ensuite enregistrée dans le vecteur de solutions efficaces. Il est important de noter qu'il est toujours nécessaire de résoudre les deux problèmes (niveau de service et émissions) pour obtenir un point efficace.

Les tests préliminaires montrent que résoudre uniquement le problème de maximisation de Z_1 donne des solutions sous-optimales en termes d'émissions GES, et vice versa. L'algorithme continue donc de résoudre le problème de maximisation de $-Z_2$ à la ligne 5, ce qui permet de définir l'intervalle dans lequel l'objectif Z_2 est compris, c'est-à-dire $[Z_2^*, Z_2^{**}]$. À la ligne 6, une taille de pas est calculée pour l'utiliser dans la méthode Epsilon-contrainte. Cette valeur dépend des valeurs minimales et maximales atteintes par Z_2 ainsi que d'un paramètre appelé num_Steps. Ce dernier permet de contrôler le nombre d'itérations effectuées pendant la boucle. Des valeurs plus élevées pour le nombre de pas permettent de mieux déterminer le front de Pareto au détriment de temps de calcul plus longs. Néanmoins, la valeur de ce paramètre ne garantit pas qu'un point efficace différent sera trouvé pour chaque valeur de pas possible, il fonctionne comme une borne supérieure. Entre les lignes 8 et 13, la boucle principale résout de manière itérative le problème pour le niveau de service et les émissions en utilisant les contraintes appropriées, tout en sauvegardant les solutions efficaces dans le vecteur de solutions. Enfin, à la ligne 14, l'ensemble des solutions est vérifié par rapport à la dominance au sens de Pareto afin d'obtenir le front de solutions Pareto-optimales.

4.4.1. Description des instances utilisées

Pour cette étude, nous avons utilisé les instances R (« randomisées »), C (« clustérisées ») et RC (« randomisées/ clustérisées »), 101 et 102 de Solomon, couramment utilisées dans plusieurs variantes du VRP. En raison de la nature NP-difficile de notre problème, pour notre analyse nous avons sélectionné les premiers 20 clients de chaque instance.

Les fenêtres de temps initialement présentes (e_i, l_i) dans ces instances ont été ajustées en ajoutant une tolérance de 30% afin de définir les bornes de la fenêtre de temps pour chaque client $[E_i, (e_i, l_i), L_i]$, offrant ainsi une plus grande flexibilité temporelle pour la planification des tournées.

$$[E_i, (e_i, l_i), L_i]$$

Où :

$$E_i = max\,(0, e_i - e_i * 0.3) \qquad (4.4.1.1)$$

$$L_i = min\,(tmax, l_i + l_i * 0.3)$$

En plus de cela, nous avons défini 3 prestataires logistiques (3 dépôts) et nous avons procédé à une sélection aléatoire de ces prestataires pour chaque client. Pour les stations C2P, nous avons choisi 6 stations parmi les nœuds déjà présents dans les instances (2 par prestataire). Les ajustements apportés visent à rapprocher ces instances traditionnelles à des scénarios proches du schéma de distribution proposé tout en conservant la structure et la complexité des instances de Solomon.

4.4.2. Résultats

Dans la suite nous présenterons les résultats obtenus en utilisant la méthode Epsilon-contrainte décrite précédemment pour les instances R101-R102-R201-R202-C101-C102-C201-C202-RC101-RC102-RC201-RC202. Toutes les instances ont les mêmes clients. Les instances R1, C1 et RC1 ont des fenêtres de temps plus étroites tandis que les instances R2, C2 et RC2 ont des fenêtres de temps plus larges. Les deux objectifs principaux sont la minimisation des émissions de gaz à effet de serre (GES) et la maximisation du niveau de service. Les résultats démontrent les compromis entre les deux objectifs et permettent d'identifier les configurations de tournées offrant un équilibre entre la réduction des émissions et la qualité du service.

- R101-2

Le front de l'instance R101 présente plus de solutions non dominées que le front de l'instance R102, suggérant une plus grande diversité de solutions malgré les fenêtres de temps plus étroites par rapport à l'instance R102. De même, les solutions sont plus uniformément réparties sur l'ensemble du front dans R101. En revanche dans R102 la

distribution montre une variabilité où certaines augmentations du niveau de service entraînent une forte augmentation des émissions de GES

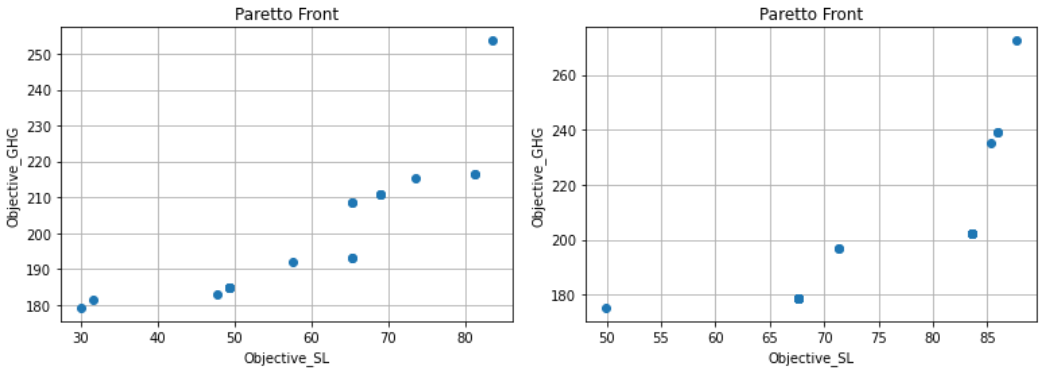


Figure 62 Front de Pareto pour l'instance R101 et R102 respectivement

- R201-2

La granularité est légèrement plus élevée dans l'instance R202 que dans la R201, suggérant une plus grande diversité de solutions. Le compromis entre les émissions de GES et le niveau de service est plus régulier que dans les instances R101-102. En effet, Il n'y a pas de variations abruptes dans les deux fronts, ce qui facilite la prédiction des impacts des changements dans le niveau de service sur les émissions de GES.

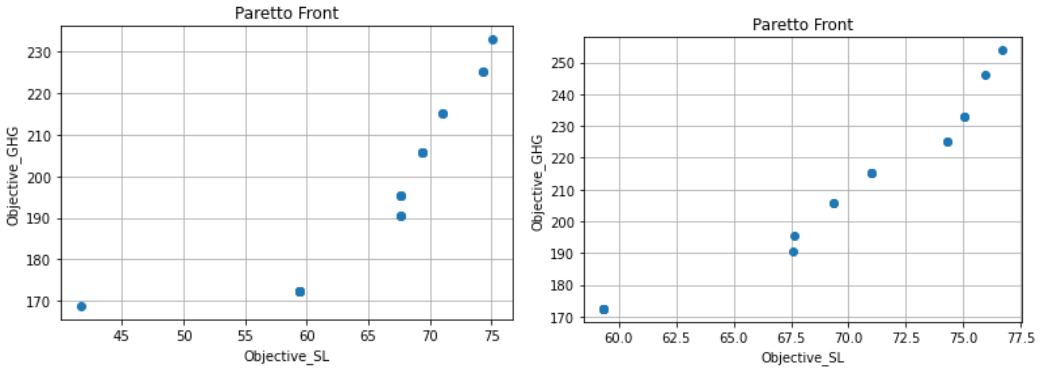


Figure 63 Front de Pareto pour l'instance R201 et R202 respectivement

- C101-2

Malgré les fenêtres de temps plus larges dans C102, les deux fronts présentent les mêmes solutions de compromis. De même, la distribution des solutions dans ce deux fronts est très limitée, avec seulement quatre points distincts, indiquant des choix limités pour équilibrer les émissions de GES et le niveau de service.

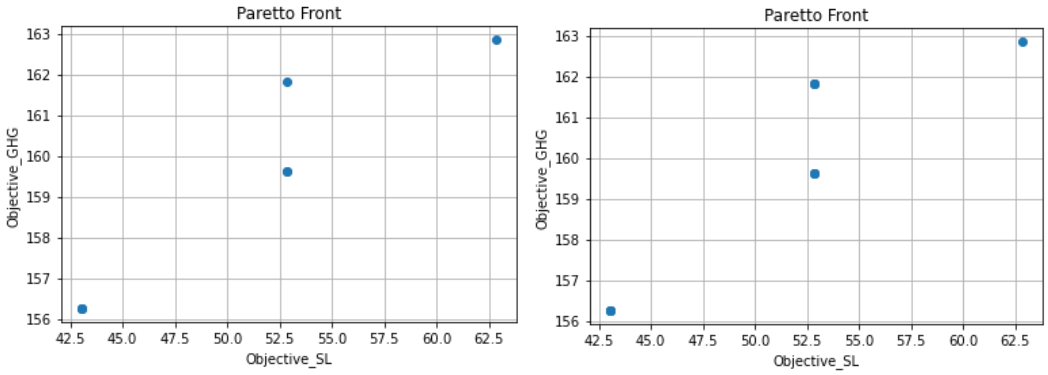


Figure 64 Front de Pareto pour l'instance C101 et C102 respectivement

- C201-2

Comme dans les instances C101-2, les deux fronts présentent les mêmes solutions de compromis. En plus, a distribution des solutions dans ce deux fronts est très limitée, avec seulement cinq points distincts, indiquant des choix limités pour équilibrer les émissions de GES et le niveau de service.

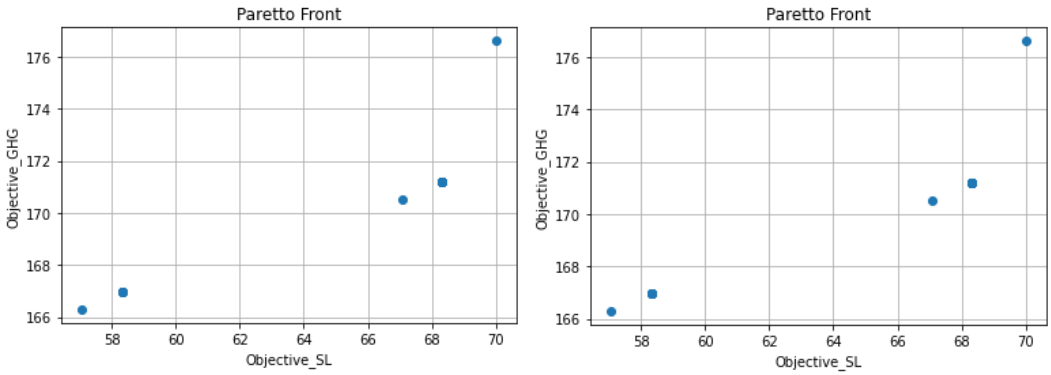


Figure 65 Front de Pareto pour l'instance C201 et C202 respectivement

- RC101-2

Le front Pareto de l'instance RC101 montre une progression plus régulière, avec une tendance générale d'augmentation des émissions de GES avec le niveau de service. En revanche, le front Pareto de l'instance RC102 est plus irrégulier avec des concentrations de solutions et des sauts plus significatifs, reflétant une relation plus complexe entre les émissions de GES et le niveau de service. Ces deux instances présentent une distribution des points couvrant une large plage de niveaux de service et d'émissions de GES, indiquant une meilleure diversité des solutions que dans les instances type C.

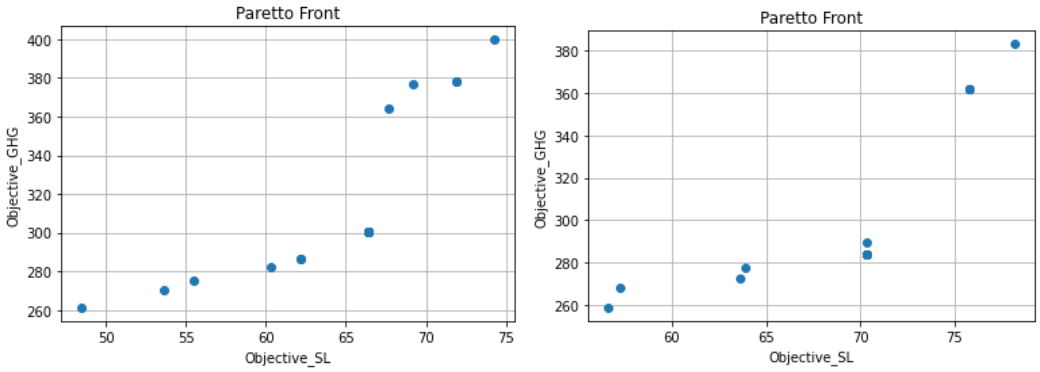


Figure 66 Front de Pareto pour l'instance RC101 et RC102 respectivement

- RC201-2

Le front de l'instance RC201 présente plus de points non dominés par rapport à l'instance RC202, suggérant une plus grande diversité de solutions trouvées. En plus, la répartition des points dans le front de l'instance RC201 est plus uniforme, montrant des solutions de compromis plus graduels. En revanche le front de l'instance RC202 présente une distribution des solution plus dispersée et moins dense, avec des écarts plus importantes entre certaines solutions.

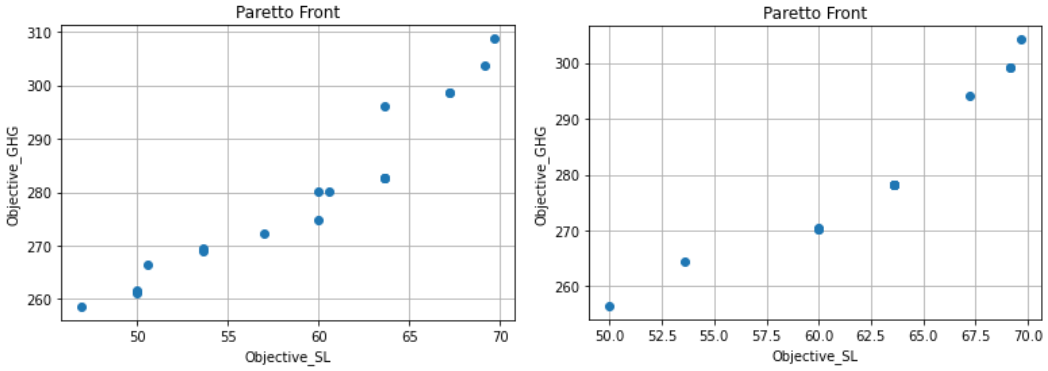


Figure 67 Front de Pareto pour l'instance RC201 et RC202 respectivement

La méthode Epsilon-contrainte permet de trouver des solutions pour des instances allant jusqu'à 20 nœuds avec un temps d'exécution moyen d'une heure. En augmentant la taille des instances à 25 nœuds, nos tests ont montré des temps d'exécution de trois heures (limite de temps), révélant ainsi l'inefficacité des méthodes exactes pour des instances de plus grande taille. Pour cette raison, il est crucial de développer des méthodes approchées capables de fournir des approximations de bonne qualité des compromis entre ces deux objectifs dans des délais beaucoup plus raisonnables.

4.5. Conclusions

Il existe une corrélation positive claire entre le niveau de service et les émissions de GES. En effet, à mesure que le niveau de service augmente, les émissions de GES tendent également à augmenter. Cette tendance est visible dans toutes les instances, soulignant le compromis entre l'amélioration du niveau de service et la minimisation de l'impact environnemental.

Les instances randomisées (R) et (RC) offrent généralement une meilleure distribution et diversité des solutions par rapport aux instances clustérisées (C), qui ont des solutions limitées et des compromis presque linéaires. En plus, les instances R et RC montrent des comportements de compromis variés, avec certaines instances présentant des relations plus prévisibles (R101, R201, RC101, RC201) et d'autres des variations marquées (R102, R202, RC102, RC202).

Dans certaines instances (par exemple, R101, R202), de petites augmentations des niveaux de service entraînent des augmentations significatives des émissions de GES, suggérant des compromis moins efficaces. La distribution variée dans ces instances suggère qu'il peut y avoir des valeurs pour le niveau de service où les émissions de GES peuvent être minimisées plus efficacement.

La relation conflictuelle entre la maximisation du niveau de service et la minimisation des émissions de gaz à effet de serre, mise en évidence dans ces différentes instances, souligne la nécessité de techniques d'optimisation efficaces pour résoudre des instances de plus grande envergure. Les approches métaheuristiques offrent un moyen pratique et puissant pour résoudre des instances de taille plus grande d'un problèmes de tournées de véhicules, garantissant que des solutions de haute qualité sont trouvées de manière efficiente sur le plan informatique. Alors que les décideurs cherchent à améliorer les niveaux de service tout en minimisant l'impact environnemental, l'utilisation de méthodes métaheuristiques sera cruciale pour atteindre des résultats équilibrés et durables. L'analyse des fronts de Pareto à travers les instances Solomon révèle la complexité et la variabilité inhérentes à l'équilibre entre les niveaux de service et les émissions de GES. À mesure que la taille et la complexité des instances augmentent, le besoin de techniques d'optimisation plus sophistiquées et efficaces devient évident. Pour cette raison, dans le chapitre suivant, nous nous sommes focalisés sur le développement d'une métaheuristique basée sur la recherche locale itérée (ILS), capable de résoudre plus efficacement des instances de grande taille, en fournissant des résultats de bonne qualité dans des délais beaucoup plus courts.

CHAPITRE 5

APPROCHE METAHEURISTIQUE MULTI-OBJECTIF

Dans ce chapitre, nous explorons une approche métaheuristique multi-objectif pour résoudre le problème de tournées de véhicules en réseau collaboratif des stations C2P pour les livraisons urbaines. Tout d'abord, nous présenterons en détail les principales caractéristiques de l'Iterated Local Search (ILS), méthode utilisée pour résoudre notre problème. Ensuite, nous donnerons le fonctionnement général de l'algorithme et nous aborderons les méthodologies de recherche locale multi-objectif employées. Nous nous concentrerons par la suite sur la description des instances utilisées. Nous analyserons divers facteurs influençant le niveau de service et les émissions de gaz à effet de serre (GES) dans le schéma de distribution proposé. Enfin, nous démontrerons les avantages de la collaboration entre transporteurs et nous analyserons également l'effet des stations C2P sur la réduction des émissions de GES et la maximisation du niveau de service.

Sommaire

5. Le Multi-Objectif *Iterative Local Search* pour le Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines (MDVRPTW-CO) 165

5.1. Etat de l'art 165

5.1.1. *Iterative Local Search* (ILS) 165

5.1.2. *Pareto Local Search* (PLS) 166

5.1.3. *Multidirectional Local Search* (MDLS) 167

5.2. L'algorithme général 168

5.2.1. Redémarrage de l'ILS 168

5.2.2. Critère d'acceptation 170

5.2.3. Heuristiques de construction 171

5.2.4. Procédures de perturbation 172

5.2.5. Recherche locale multi-objectif 173

5.3. Expérimentation 173

5.3.1. Instances utilisées et paramètres 173

5.3.2. Analyses des résultats obtenus 174

5.4. Analyse des facteurs impactant le niveau de service et les impacts environnementaux 175

5.4.1. Impact de la collaboration entre transporteurs sur l'optimisation des tournées 175

5.4.2. Impact des stations C2P dans la réduction des émissions GES et la maximisation du niveau de service 183

5.5. Conclusions 190

5. Le Multi-Objectif *Iterative Local Search* pour le Problème de Tournées de Véhicules en Réseau Collaboratif C2P pour les Livraisons Urbaines (MDVRPTW-CO)

Pour répondre efficacement au défi de la distribution urbaine au sein d'un réseau collaboratif de stations C2P avec multiples prestataires logistiques, nous proposons une métaheuristique basée sur l'ILS. Cette approche utilise trois types de constructeurs *greedy* et intègre deux procédures de recherche locale multi-objectif, le Multidirectional Local Search et le Pareto Local Search. En tant qu'outil d'aide à la décision, notre algorithme offre aux acteurs de la distribution urbaine une solution innovante. Il permet d'élaborer des politiques de distribution collaborative, réduisant les émissions de GES tout en maintenant un niveau de service élevé.

5.1. Etat de l'art

Pour comprendre le fonctionnement de notre métaheuristique, il est d'abord essentiel d'introduire les méthodes et techniques que nous avons employées pour son développement.

5.1.1. *Iterative Local Search* (ILS)

L'Iterated Local Search (ILS) est une métaheuristique qui intègre une heuristique d'amélioration dans un processus itératif générant une chaîne de solutions localement optimales. Ces solutions sont généralement meilleures que celles générées par un échantillonnage aléatoire complet. Dans l'ILS, la méthode d'intensification, repose sur des procédures de recherche locale. Le processus itératif de l'ILS consiste en une perturbation de la solution actuelle, menant à une solution intermédiaire, qui sert ensuite de nouveau point de départ pour la recherche locale. Un critère d'acceptation, généralement dépendant de la fonction objectif, détermine quelle solution conserver pour l'itération suivante. Comme indiqué dans [324] et [325], cette idée a été développée par divers auteurs au fil des dernières années, aboutissant à différentes terminologies telles que la *descente itérée* [325, 326], les *chaînes de Markov à grands pas* [327], l'*algorithme itéré de Lin-Kernighan* [328] et l'*optimisation locale enchaînée* [329]. L'ILS a conduit au développement d'algorithmes très efficaces, qui ont été appliqués avec succès à des problèmes complexes d'optimisation combinatoire tels que le VRP [330, 331].

Algorithme 5.1.1.	Iterative Local Search (ILS)
1 :	S= $Generate_Initial_Solution$
2 :	S^*= $Local_Search(S)$
3 :	**repeat**
4 :	$S' = Perturbation\ (S^*)$
5 :	$S^{*\prime} = Local_Search\ (S')$
6 :	$S^* = Acceptance_Criterion\ (S^*, S^{*\prime})$
7 :	**until** $Termination\ condition\ met$

La Figure 68 illustre le principe de l'ILS. Étant donné un optimum local S^*, une perturbation conduit à une solution S'. Ensuite, la méthode d'amélioration, autrement dit la procédure de recherche locale, permet d'obtenir un nouvel optimum local $S^{*\prime}$, qui est potentiellement meilleur que S*.

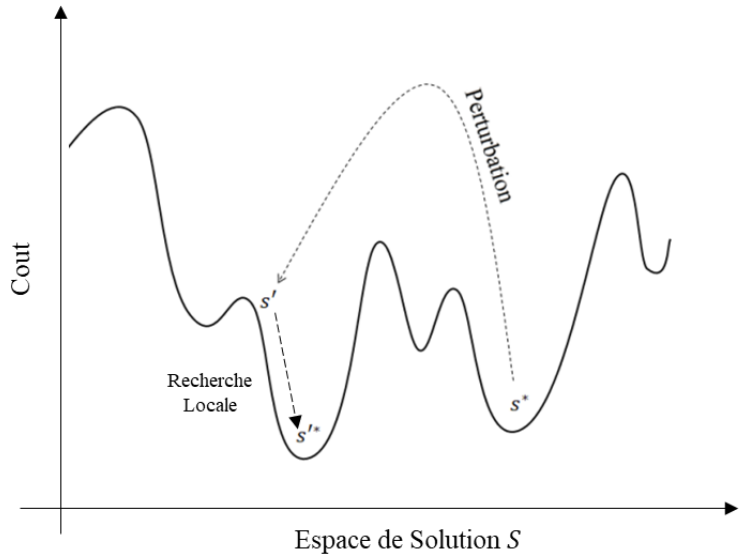


Figure 68 Fonctionnement de base de l'ILS

5.1.2. *Pareto Local Search* (PLS)

La recherche locale de Pareto (PLS) est une extension des méthodes d'amélioration itérative pour les problèmes d'optimisation combinatoire multi-objectif et constitue une partie importante de plusieurs méthodes d'optimisation multi-objectif récents [332]. La PLS fonctionne de la manière suivante :

(i) Nous commençons par un ensemble de solutions non-dominées, parfois généré aléatoirement, qui est ajouté à l'archive.
(ii) Nous sélectionnons une solution s_0 aléatoirement dans l'archive et nous explorons son voisinage.
(iii) Une fois qu'une solution non dominée s_0' est trouvée dans le voisinage de s_0, s_0' est ajoutée à l'archive.
(iv) Après avoir examiné complètement le voisinage de s_0, s_0 est marquée comme visitée et nous retournons à l'étape ii).

La procédure de recherche locale se termine lorsque tous les voisinages de toutes les solutions dans l'archive ont été explorés, c'est-à-dire que chaque solution dans l'archive est marquée comme visitée [333].

Algorithme 5.1.3.	Pareto Local Search (PLS)
1 :	$Pareto_Archive \leftarrow \{\}$
2 :	$S_0 \leftarrow Generate_Initial_Pareto_Set\ ()$
3 :	$Pareto_Archive \leftarrow Update_Archive(S_0)$
4 :	**repeat**
5 :	**for** $all\ s_0' \in Neighborhood\ (s_0)$
6 :	$Evaluate\ (s_0')$
7 :	**if** s_0' *is not dominated by any* $r \in Pareto_Archive$
8 :	$Pareto_Archive \leftarrow Update_Archive(s_0')$
9 :	**end if**
10 :	**end for**
11 :	$s_0 \leftarrow visited$
12 :	$s_0 \leftarrow Select_From_Archive(Pareto_Archive)$
13 :	**until** $All\ solutions\ in\ Pareto_Archive\ are\ labelled\ as\ visited$

5.1.3. *Multidirectional Local Search* (MDLS)

Multidirectional Local Search (MDLS) est une procédure de recherche locale multi-objectif introduite pour la première fois par Tricoire en 2012. L'idée principale de la MDLS repose sur l'utilisation de différentes recherches locales, chacune se concentrant sur un objectif spécifique [334]. Plus précisément, pour chaque objectif k, une recherche locale LS_kest définie et ensuite effectuée afin d'améliorer les solutions par rapport à l'objectif k. Une itération de MDLS consiste en :

(i) Sélectionner une solution.
(ii) Effectuer une procédure de recherche locale sur la solution sélectionnée pour chaque objectif, également appelée direction, produisant ainsi une nouvelle solution dans chaque direction de l'espace des objectifs comme illustré dans la Figure 69.
(iii) Accepter ou rejeter les nouvelles solutions produites en vérifiant leur dominance.

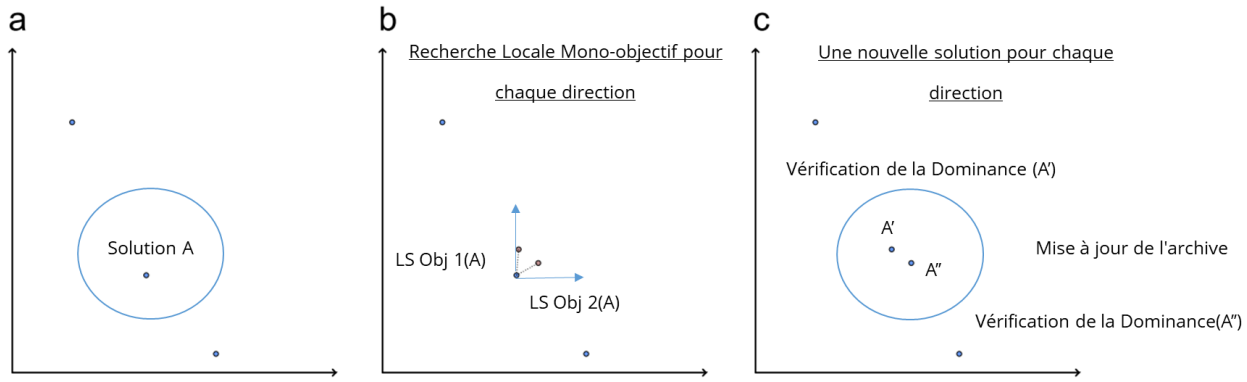


Figure 69 Multidirectional Local Search (MDLS)

Il est important de noter que les procédures de recherche locale utilisées dans la MDLS pour chaque direction se déplacent uniquement dans la région réalisable de l'espace de solution. En plus, la MDLS, comme la PLS, utilise un ensemble de solutions, également appelé archive. Cet ensemble contient toutes les solutions non dominées trouvées au cours de la recherche, représentant ainsi l'approximation du front de Pareto que la MDLS retourne à la fin de son exécution.

Algorithme 5.1.4.	Multidirectional Local Search pour K objectifs (MDLS)
1 :	$Pareto_Archive \leftarrow \{\}$
2 :	$S_0 \leftarrow Generate_Initial_Pareto_Set\ ()$
3 :	$Pareto_Archive \leftarrow Update_Archive(S_0)$
4 :	**repeat**
5 :	$x = Select_a_Solution\ (Pareto_Archive)$
6 :	$New_MD_Solutions \leftarrow \{\}$
7 :	**for** $k \leftarrow 1\ to\ K$
8 :	$New_MD_Solutions \leftarrow New_MD_Solutions \cup \{LS_k)$
9 :	**end for**
10 :	$Update\ (Pareto_Archive\ , New_MD_Solutions)$
11 :	**until** $Termination\ condition\ met$

5.2. L'algorithme général

Notre algorithme est basé sur l'*Iterated Local Search* (ILS). La métaheuristique commence par générer une solution initiale S à l'aide au choix, de trois heuristiques de type *greedy* : Clarke and Wright, Plus Proche Voisin et Heuristique de Meilleure Insertion. Une fois la solution S a été trouvée, l'algorithme procède de manière itérative en réalisant des perturbations sur la solution (diversification) et en appliquant des procédures de recherche locale (intensification). Nous appliquons des perturbations spécifiques pour les clients en livraisons à domicile et des perturbations spécifiques pour les clients des livraisons via les stations C2P en créant de copies de la solution à chaque itération. Cela génère un ensemble de solutions $\vec{S}$ sur lequel une *Multidirectional Local Search* (MDLS) est appliquée. Dans ce processus, des opérateurs de recherche locale mono-objectifs sont utilisés pour explorer le voisinage des solutions dans chaque direction (objectif) de l'espace de solutions générant l'ensemble de solutions $\vec{S}'$. À chaque réalisation de la MDLS, l'archive des solutions non dominées est mise à jour.

5.2.1. Redémarrage de l'ILS

La possibilité la plus simple d'améliorer une solution trouvée par une procédure de recherche locale est de répéter la recherche à partir d'un autre point de départ. Dans ce cas, chaque s* généré est indépendant. Bien qu'une telle approche, souvent appelée « redémarrage aléatoire », soit parfois une stratégie utile, elle se dégrade lorsque la taille de l'instance augmente [335]. En effet, bien qu'il puisse exister de nombreuses solutions de meilleure qualité dans l'espace de recherche, l'échantillonnage aléatoire a une probabilité de plus en plus faible de les trouver à mesure que la taille de l'instance

augmente. Pour atteindre ces solutions, un échantillonnage biaisé est nécessaire ; c'est précisément ce qu'accomplit la recherche stochastique réalisée par les perturbations sur l'ILS.

Néanmoins, cette stratégie peut malgré tout converger dans un bassin d'attraction dont elle ne parvient pas à s'extraire. Dans ces cas, le redémarrage de l'algorithme présente alors des avantages. En effet, pour éviter de rester coincé dans des optima locaux, notre algorithme se réinitialise un nombre maximal de fois défini par Max_multi. Ce redémarrage se produit lorsque le nombre maximal d'itérations de l'ILS, défini par Max_ils, est atteint ou lorsque le nombre maximal d'itérations sans trouver de solutions non dominées atteint la valeur maximale dénotée par Max_non_improv au cours de l'exécution de l'ILS. Dans ces cas, une nouvelle solution de type *greedy* est construite afin que l'ILS puisse poursuivre son exécution.

Algorithme 5.2. Multi-Objectif Iterative Local Search (MO-ILS)

$Pareto_Solutions \leftarrow \{\}, Max_multi, Max_ils, Max_non_improv$
$Iter_multi=0, Iter_ils=0$
while $(Iter_multi < Max_multi)$ ***do***
    $Non_Pareto = 0$
    $S = Greedy_construction$
    while $(Iter_els < Max_ils)$ **do**
        $\vec{S} = Perturbation(S, S^{copie})$
        $\vec{S}' = MDLS\left(\vec{S}', Pareto_Solutions, N_D_S\right)$
        if $(N_D_S = True)$ **then**
            $S = Random\ (\vec{S}')$
            $i \leftarrow i + 1$
            $Non_Pareto = 0$
        else
            $Non_Pareto += 1$
        end if
        if $(Non_Pareto > Max_non_improv)$ **then**
            $Break$
        end if
        $Iter_ils += 1$
    end while
    $Iter_multi += 1$
end while
$PLS\ (Pareto_Solutions)$

Une fois que nous avons généré une première approximation du front de Pareto grâce à la MDLS, une procédure secondaire de recherche locale multi-objectif, appelé *Pareto Local Search*, est appliqué à toutes les solutions de cette approximation, afin de découvrir de nouvelles solutions potentiellement non dominées. La Figure 70 montre le fonctionnement général de l'algorithme.

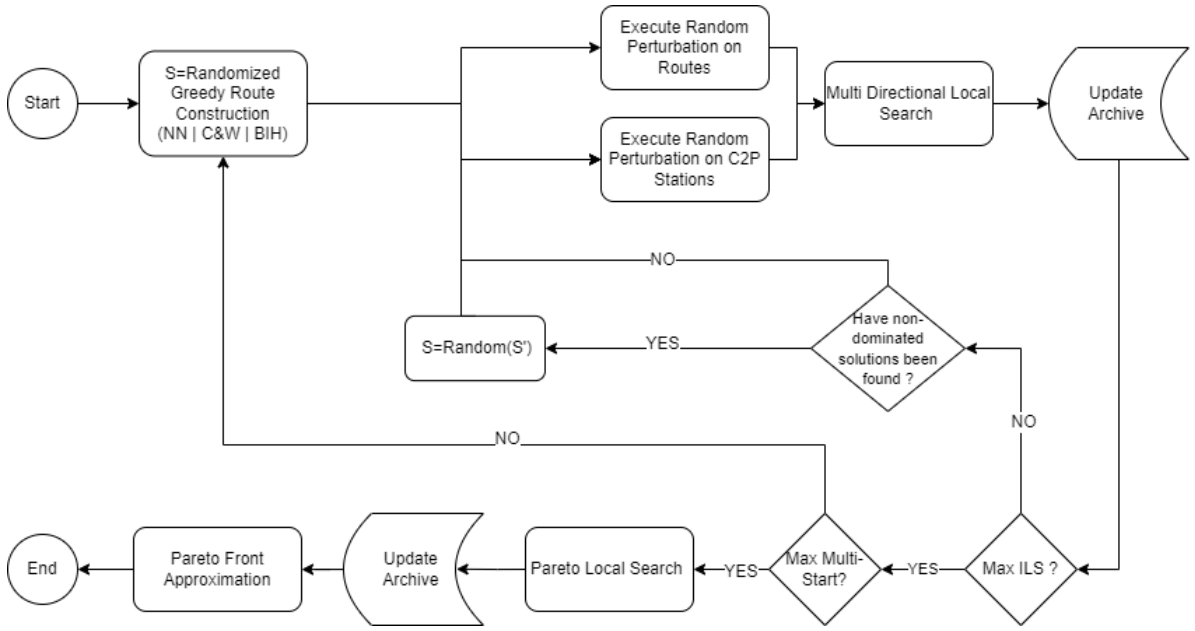


Figure 70 Fonctionnement général du MO-ILS

5.2.2. Critère d'acceptation

Le critère d'acceptation permet à notre algorithme de déterminer quelle solution sera perturbée lors de la prochaine itération, fournissant ainsi un nouveau point de départ pour la procédure de recherche locale (intensification). Ce critère influence considérablement l'efficacité de l'ILS. En d'autres termes, il contrôle l'équilibre entre l'intensification et la diversification du processus de recherche. Deux cas extrêmes du choix de ce critère sont :

(i) Ce premier cas peut être interprété comme une marche aléatoire (MA) sur les minima locaux, où la perturbation est toujours appliquée à l'optimum local le plus récemment visité, quelle que soit la valeur de sa fonction objectif. Ce critère favorise clairement la diversification par rapport à l'intensification.

$$MA\ (S^*, S^{*\prime}) = S^{*\prime} \tag{5.2.2.1}$$

(ii) Le second cas extrême peut être considéré comme une recherche de type *greedy* sur les optimum locaux, également appelée critère d'acceptation markovien (CAM) [323]. Ce critère favorise l'intensification par rapport à la diversification.

$$CAM\ (S^*, S^{*\prime}) = \begin{cases} S^{*\prime}\ si\ F.O.(S^{*\prime}) < F.O.(S^*) \\ S^*\ dans\ le\ cas\ contraire \end{cases} \tag{5.2.2.2}$$

$$F.O.\ correspond\ \text{à}\ une\ fonction - objectif\ \text{à}\ minimiser$$

Une approche intermédiaire consisterait à privilégier les bonnes solutions tout en explorant occasionnellement les solutions moins performantes [336, 337, 338]. Par exemple, en utilisant un critère d'acceptation de type recuit simulé, la nouvelle solution $S^{*\prime}$ est toujours acceptée si elle est meilleure que la précédente S^{*}. Autrement, $S^{*\prime}$ est acceptée avec une certaine probabilité qui dépend d'un paramètre appelé température T. Si T est très élevé, on se rapproche du critère de marche aléatoire, tandis que si T est très bas, on se rapproche du critère d'acceptation markovien.

Dans notre conception de l'ILS, nous avons opté pour le critère d'acceptation markovien afin de renforcer l'intensification de l'algorithme, tandis que le démarrage multiple, présenté précédemment, favorise la diversification. Cette combinaison permet à notre algorithme d'atteindre un équilibre entre intensification et diversification.

5.2.3. Heuristiques de construction

Les options les plus courantes pour la construction d'une solution initiale S sont la construction d'une solution de manière aléatoire ou la construction d'une solution initiale à travers une heuristique de type *greedy*. Une solution initiale *greedy* présente deux avantages principaux par rapport à une solution aléatoire : (*i*) les solutions de type *greedy* aboutissent généralement à des solutions de meilleure qualité S' ; (*ii*) une procédure de recherche locale qui commence à partir d'une solution de type *greedy* nécessite, en moyenne, moins de mouvements et par conséquence moins de temps de calcul [31].

En effet, lorsque l'ILS commence par une solution aléatoire, elle peut nécessiter plusieurs itérations avant d'atteindre une solution de qualité similaire à celle fournie par une heuristique de type *greedy*. Néanmoins, il est important de souligner qu'une solution de très bonne qualité peut ne pas être la meilleure solution initiale pour des algorithmes couplés à des recherches locales comme l'ILS. Par exemple, dans [339], il est démontré que la combinaison d'une solution générée par l'heuristique de Clarke et Wright (l'une des heuristiques les plus performantes pour le VRP) avec une procédure de recherche locale permet d'obtenir des optima locaux plus faibles que ceux obtenus en commençant par une solution aléatoire. En outre, le temps d'exécution économisé par les itérations de l'ILS peut être contrebalancé par le temps d'exécution de l'heuristique de type *greedy*.

Ainsi, pour obtenir des temps d'exécution réduits tout en maintenant une solution initiale appropriée pour le bon fonctionnement de notre ILS, nous avons décidé d'utiliser trois heuristiques de construction de type *greedy* de façon aléatoire lors de chaque redémarrage : Clarke and Wright, Plus Proche Voisin et Meilleure Insertion. Ces heuristiques (détaillées dans le Chapitre I et le Chapitre III), sont capables de générer des solutions initiales de bonne qualité pour notre ILS.

5.2.4. Procédures de perturbation

À ce stade, la solution actuelle est transformée en une solution différente par l'application de modifications, appelées perturbations. Plus précisément, pour notre conception de l'ILS, nous avons décidé d'appliquer différents types de perturbations que nous avons divisés en deux catégories : Perturbations sur les itinéraires ; et perturbations sur les stations C2P.

La force de la perturbation peut varier entre deux extrêmes. D'un côté, elle peut totalement modifier la solution et, en fait, redémarrer à partir d'une toute nouvelle solution. Ces réinitialisations intégrales conduisent généralement à de longues itérations et à de mauvaises solutions en raison de la faible qualité de la solution de départ. En revanche, l'application d'une perturbation trop faible, qui ne modifie que légèrement la solution, peut conduire à un blocage répété dans le même minimum local ; c'est pourquoi une bonne perturbation se caractérise par une intensité équilibrée. Pour certains problèmes, comme le TSP, une perturbation de faible amplitude peut donner de meilleurs résultats indépendante de la taille de l'instance comme démontré dans [323]. Dans la suite, nous expliquerons le fonctionnement des perturbations employées :

(i) Perturbations sur les itinéraires :

- $Random_client_removal\ ()$: Un pourcentage fixe de clients sélectionnés aléatoirement est retiré des itinéraires et réinséré à l'aide d'une heuristique de meilleure insertion.

- $Worst_service_level_client_removal\ ()$: Les clients qui possèdent un niveau de service inférieur à une valeur définie sont retirés des itinéraires et réinsérés à l'aide d'une heuristique de meilleure insertion.

- $Worst_GHG_route_removal\ ()$: Finalement, les clients sur l'itinéraire avec les émissions GES les plus importantes sont retirés de l'itinéraire et réinséré à l'aide d'une heuristique de meilleure insertion.

(ii) Perturbations sur les stations C2P :

- $Random_C2P_client_removal\ ()$: Un pourcentage fixe de clients C2P sélectionnés aléatoirement est retiré des stations C2P et réinséré comme clients en livraison à domicile à l'aide d'une heuristique de meilleure insertion.

- $Worst_service_level_C2P_client_removal\ ()$: Les clients C2P qui possèdent un niveau de service inférieur à une valeur définie sont retirés des stations C2P et réinsérés comme clients en livraison à domicile à l'aide d'une heuristique de meilleure insertion.

- $Least_used\ _C2P_station_removal\ ()$: Finalement, les clients dans la station C2P la moins utilisée sont retirés des stations C2P et réinsérés comme clients en livraison à domicile à l'aide d'une heuristique de meilleure insertion.

5.2.5. Recherche locale multi-objectif

Notre métaheuristique utilise une structure MDLS stochastique et une structure PLS déterministe. En conséquence, le résultat obtenu est susceptible de varier à chaque exécution, ce qui en fait de notre méthode un algorithme de recherche stochastique [340, 341].

En ce qui concerne les performances de nos algorithmes de recherche locale multi-objectif, le PLS montre une performance comparable à celle des autres algorithmes multi-objectif utilisant des populations de solutions, tels que le NSGA-II pour le TSP. De plus, le PLS conserve une grande simplicité, car (*i*) aucune agrégation des objectifs n'est requise, et (*ii*) aucun réglage de paramètres n'est nécessaire (les critères d'arrêt étant atteints lorsque toutes les solutions ont été visitées). Malgré cette simplicité, le PLS est capable de fournir des solutions de haute qualité. Cependant, un inconvénient du PLS est que les temps de calcul sont beaucoup plus élevés que ceux des autres métaheuristiques multi-objectif.

Pour ce qui est du MDLS, deux caractéristiques importantes sont à noter : (*i*) une fois que les composants dépendants du problème (c'est-à-dire les recherche locales mono-objectif) sont définis, le seul paramètre restant est le budget de temps, et (*ii*) le MDLS repose sur la recherche locale mono-objectif. Cela présente l'avantage de pouvoir tirer profit de bonnes méthodes de recherche locale mono-objectif connues pour plusieurs problèmes. Toutefois, cela peut également être perçu comme un inconvénient : il faut concevoir et mettre en œuvre une procédure de recherche locale mono-objectif efficace pour chaque objectif du problème. Par exemple, si les objectifs sont très différents, il faudra plus de travail pour concevoir et mettre en œuvre un MDLS efficace. Néanmoins, comme l'a souligné [334], le MDLS est capable de produire des résultats compétitifs par rapport aux meilleurs algorithmes connus, tel que le NSGA-II et *le Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA2), avec un effort CPU du même ordre de grandeur.

5.3. Expérimentation

5.3.1. Instances utilisées et paramètres

Nous avons utilisé les instances de Solomon à 50 clients pour tester notre algorithme. Ces instances sont une collection de benchmarks largement utilisées pour le problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps (VRPTW). Elles ont été introduites par Solomon en 1987 [231] pour faciliter la comparaison des algorithmes de résolution du VRPTW. Les instances Solomon sont divisées en six catégories basées sur la disposition des clients et la distribution des fenêtres de temps :

- R1 et R2 : Clients positionnés aléatoirement avec des fenêtres de temps étroites (R1) ou larges (R2).

- C1 et C2 : Clients regroupés en clusters avec des fenêtres de temps étroites (C1) ou larges (C2).
- RC1 et RC2 : Combinaison de clients aléatoires et regroupés avec des fenêtres de temps étroites (RC1) ou larges (RC2).

Nous avons adapté ces instances pour les aligner avec les caractéristiques spécifiques de notre modèle de distribution. Tout d'abord, nous avons sélectionné des stations C2P et deux nouveaux dépôts parmi les clients existants dans les instance. En ce qui concerne les fenêtres de temps, nous avons généré des fenêtres de temps multiples en ajoutant un pourcentage de tolérance, ce qui nous a permis de définir les valeurs extrêmes des fenêtres de temps (ETW et LTW). Enfin, nous avons attribué aléatoirement un prestataire de services logistiques à chaque client.

5.3.2. Analyses des résultats obtenus

Pour tester l'efficacité de notre algorithme, nous avons résolu les instances utilisées dans le chapitre précédent pour tester la méthode Epsilon-Contrainte. Notre algorithme Iterated Local Search (ILS) multi-objectif a été capable de trouver toutes les solutions Pareto optimales en un temps d'exécution fixé à 30 secondes. Ce délai représente environ 500 itérations multi-start, où chaque nouvelle itération démarre avec une solution initiale différente, permettant une exploration efficace de l'espace de solutions.

La comparaison avec la méthode exacte utilisée précédemment met en lumière l'efficacité de notre approche. En effet, la méthode Epsilon-Contrainte avait un temps d'exécution moyen d'une heure pour résoudre les mêmes instances, avec un paramètre $num_Steps = 50$. Ce paramètre contrôle le nombre d'itérations effectuées pendant le cycle, permettant une exploration détaillée mais plus longue de l'espace de solutions.

Ces résultats suggèrent que pour les instances plus larges, notre ILS est capable de trouver des solutions de bonne qualité tout en maintenant des temps d'exécution raisonnables, en comparaison avec les méthodes exactes.

Par la suite, nous évaluerons l'efficacité de notre schéma de distribution en analysant différents facteurs susceptibles d'influencer le niveau de service et les émissions de GES. Pour cela, grâce à notre ILS, nous examinerons l'impact de la collaboration et, l'impact des stations C2P lorsque les émissions générées par les clients se déplaçant pour récupérer leurs colis sont également prises en compte.

5.4. Analyse des facteurs impactant le niveau de service et les impacts environnementaux

Pour analyser les facteurs pouvant impacter le niveau de service et les émissions de GES dans notre schéma de distribution, nous avons utilisé notre ILS. Pour chaque exécution, nous avons limité le temps d'exécution à 300 secondes. Nos analyses se concentrent sur l'impact de la collaboration horizontale entre les réseaux logistiques des stations C2P des transporteurs et l'évaluation de l'impact de l'utilisation des stations C2P dans notre schéma de distribution.

5.4.1. Impact de la collaboration entre transporteurs sur l'optimisation des tournées

L'une des particularités les plus importantes de notre modèle est la collaboration horizontale entre les transporteurs. Cette collaboration repose sur l'utilisation libre des réseaux de stations C2P de chaque prestataire logistique, plutôt que sur l'utilisation privée de ces réseaux, une pratique courante dans les systèmes de distribution actuels comme illustré dans Figure 71. Répondant à l'appel de Faugere et Montreuil [268, 342], notre modèle vise à démontrer les bénéfices potentiels d'un réseau de stations C2P ouvert ou collaboratif pour optimiser la livraison du dernier kilomètre.

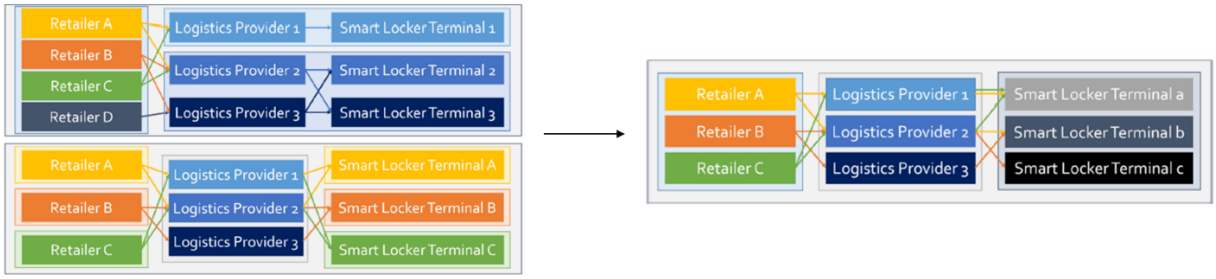


Figure 71 Chaînes d'approvisionnement utilisant des stations C2P : Traditionnelles vs. Collaborative (Adaptée de [268])

Pour étudier cet impact, nous avons d'abord résolu notre ensemble d'instances en utilisant un réseau de stations C2P collaboratif, puis sans collaboration entre les transporteurs. Ensuite, nous présenterons les résultats obtenus et en tirerons des conclusions. Pour le calcul de nos indicateurs de performance (KPI), nous avons choisi comme point de référence la valeur maximale trouvée pour le niveau de service et la valeur minimale trouvée pour les émissions de GES.

$$Z_{ref} = (Z_x^{min}, Z_y^{max}) \tag{5.4.1.1}$$

Où Z_x^{min} = Meilleure valeur trouvée pour le critère GES
Z_y^{max} = Meilleure valeur trouvée pour le critère de niveau de service

- Instance R101-2

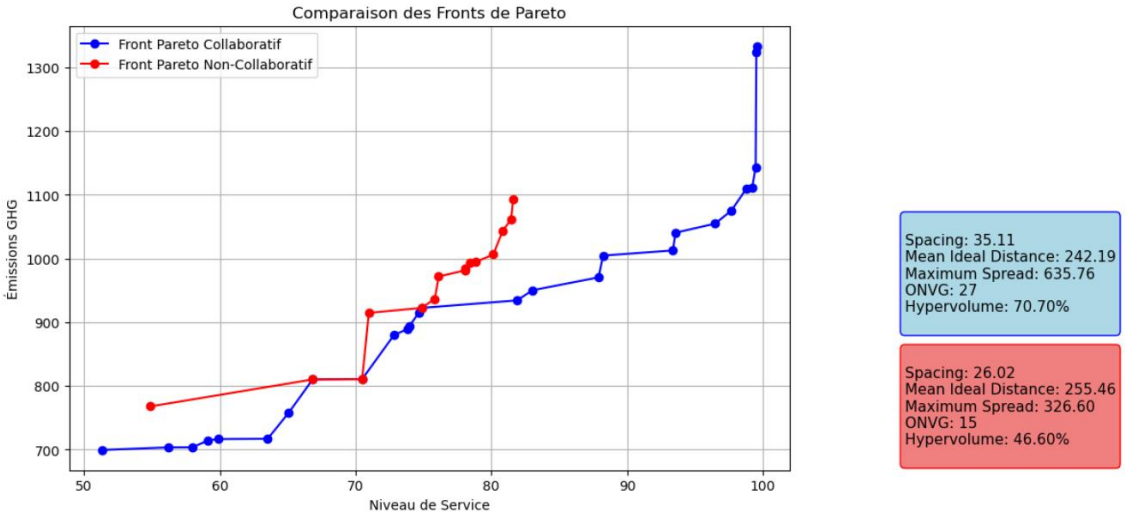


Figure 72 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance R101

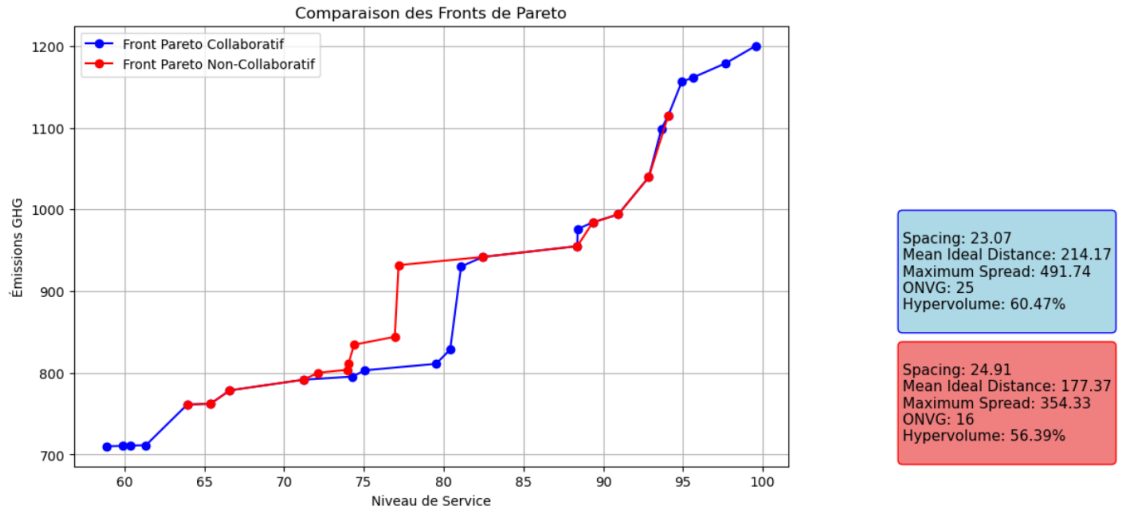


Figure 73 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance R102

La Figure 72 et Figure 73 montrent les fronts de Pareto pour les instance R101 et R102 respectivement, comparant les approximations du front de Pareto trouvées avec et sans collaboration entre les transporteurs. En général dans ces deux instances le front collaboratif couvre une gamme plus large de niveaux de service avec des émissions de GHG relativement plus faibles dans certaines parties du front. De même, on y voit une répartition plus uniforme des points le long du front. L'indicateur de Maximum Spread, montre une plus grande diversité de solutions couvrant une gamme plus large de niveaux de service et d'émissions de GHG pour les front collaboratifs.

En revanche, le front non collaboratif montre une augmentation plus abrupte des émissions de GHG avec l'augmentation du niveau de service. Finalement, les fronts collaboratifs ont des hypervolumes supérieurs à ceux des fronts non-collaboratif ce qui montre que la collaboration permet de trouver des solutions qui dominent une plus grande partie de l'espace objectif.

- Instance R201-2

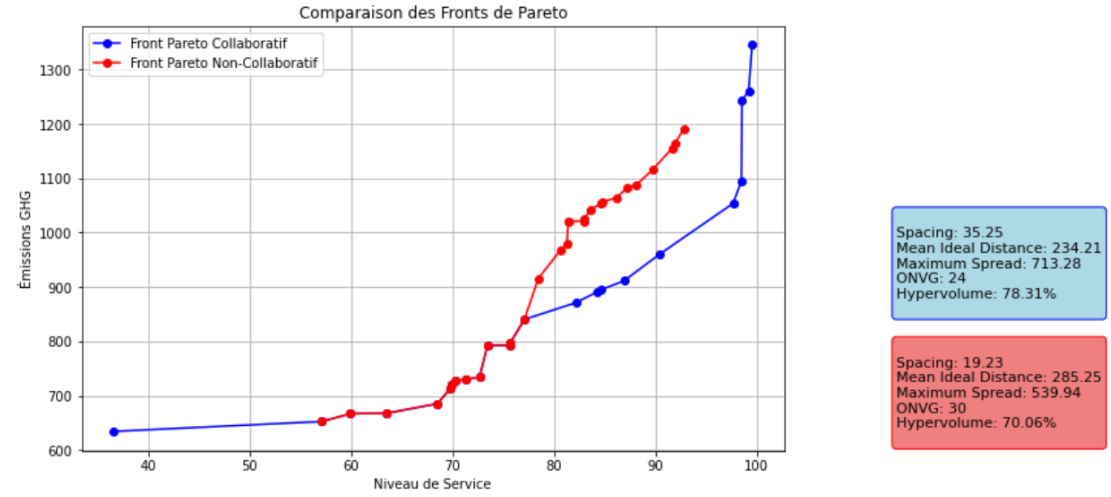


Figure 74 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance R201

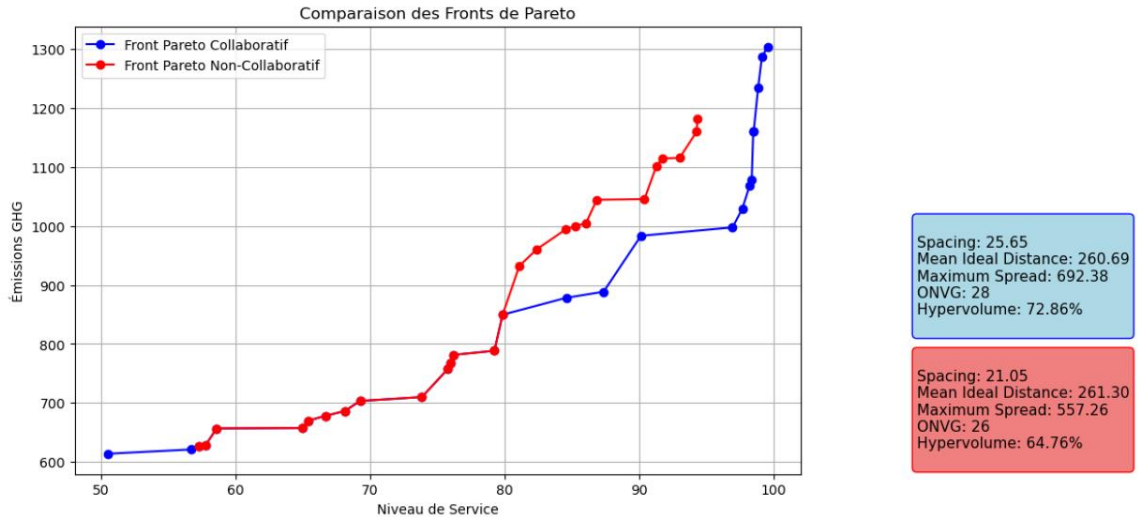


Figure 75 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance R202

Dans les deux cas illustrés dans Figure 74 et la Figure 75, la collaboration permet de trouver des solutions plus variées et de meilleure qualité globale, comme en témoignent les valeurs plus élevées d'hypervolume et de Maximum Spread pour les fronts collaboratifs. En moyenne, les solutions de compromis collaboratives dominent une plus grande partie de l'espace objectif, ce qui démontre une meilleure efficacité, bien que cette dominance soit plus marquée dans l'instance R202 avec des fenêtres de temps plus larges. De même, bien que le nombre de solutions (ONVG) soit plus élevé dans le cas sans collaboration, ces solutions sont moins variées et de moindre qualité. En particulier, pour l'instance R202 avec des fenêtres de temps plus larges, les solutions collaboratives montrent une meilleure diversité et une qualité supérieure, indiquant que la collaboration devient encore plus avantageuse avec des contraintes de temps assouplies..

- Instance C101-2

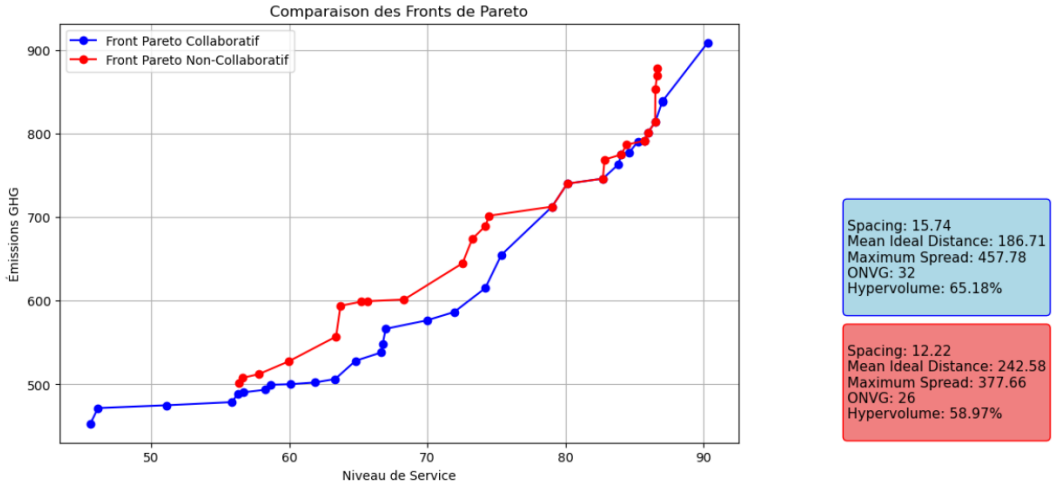


Figure 76 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance C101

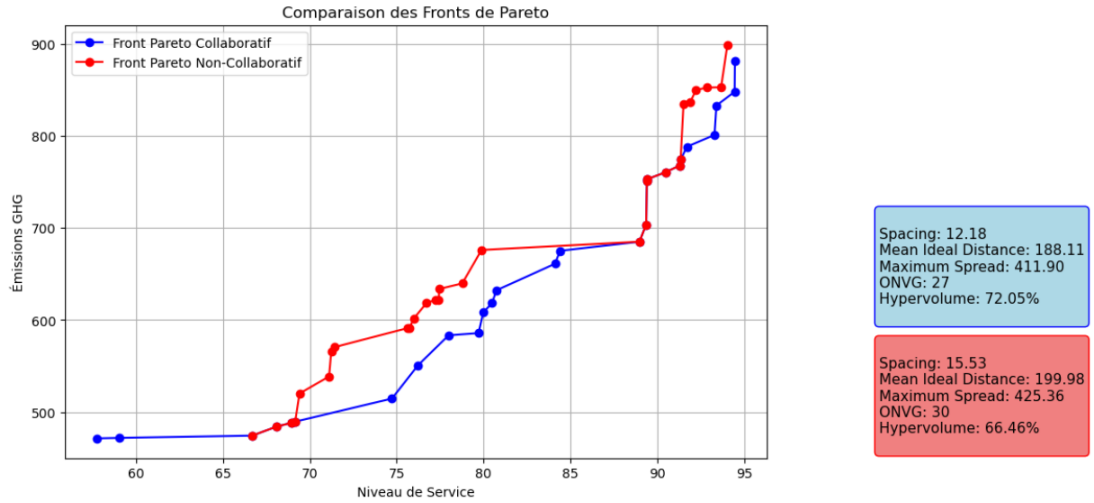


Figure 77 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance C102

Pour les instances C101 et C102, les résultats illustrés dans la Figure 76 et la Figure 77 montrent également des avantages significatifs de la collaboration entre transporteurs par rapport à l'absence de collaboration. Pour l'instance C101, le front de Pareto avec collaboration présente un Spacing plus grand, ce qui indique des solutions moins uniformément distribuées, cependant le front collaboratif présente une meilleure diversité des solutions par rapport au front non-collaboratif. Enfin, l'hypervolume est supérieur dans le cas de la collaboration, ce qui reflète une meilleure performance globale en termes de diversité et de qualité des solutions. Pour l'instance C102, caractérisée par des fenêtres de temps plus larges, les tendances restent similaires. Le Spacing du front collaboratif est légèrement inférieur, ce qui se traduit par une distribution plus uniforme des solutions par rapport au front non collaboratif. De plus, l'hypervolume indique une exploration plus complète de l'espace de solutions, démontrant ainsi une meilleure performance globale du front collaboratif.

- Instance C201-2

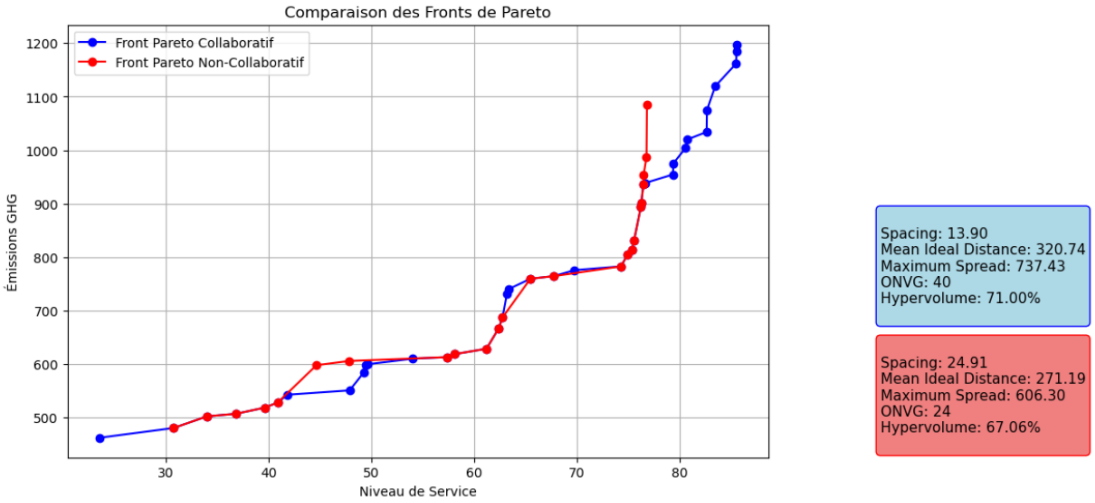


Figure 78 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance C201

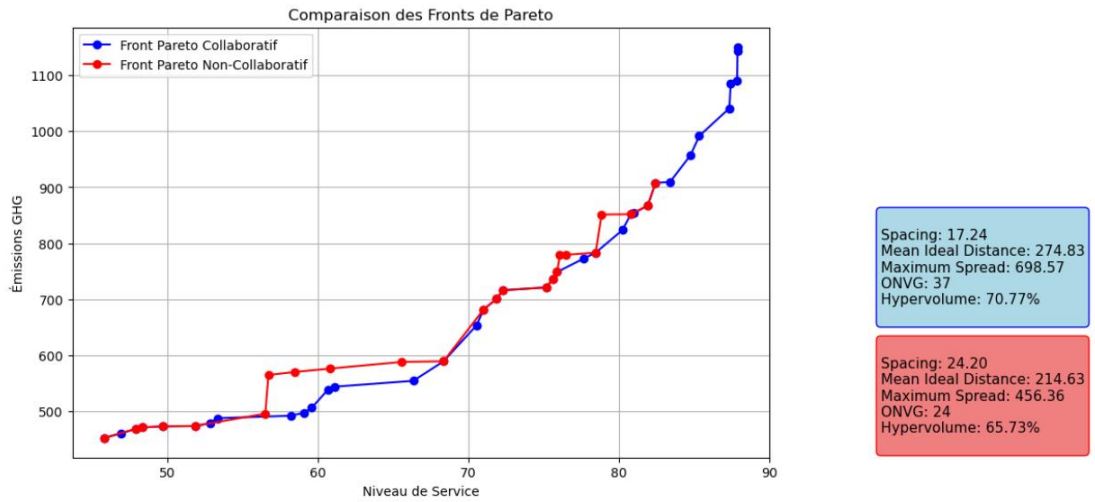


Figure 79 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance C202

Dans l'instance C201, le front de Pareto collaboratif affiche des performances supérieures sur plusieurs KPI par rapport au front non collaboratif comme illustré dans la Figure 78. Le Spacing plus faible indique une distribution plus uniforme des solutions. De plus, la Mean Ideal Distance réduite montre que les solutions sont, en moyenne, plus proches du point de référence grâce à la collaboration. Par ailleurs, le Maximum Spread plus élevé démontre une meilleure diversité des solutions, et l'hypervolume légèrement supérieur révèle une meilleure couverture de l'espace des solutions.

D'autre part, dans l'instance C202, les résultats renforcent encore les bénéfices de la collaboration comme illustré dans la Figure 79. Le front de Pareto collaboratif présente une Mean Ideal Distance plus faible, indiquant des solutions plus proches du point de référence. Le Maximum Spread est également plus élevé, démontrant une meilleure diversité des solutions obtenues grâce à la collaboration. Enfin, l'hypervolume plus élevé, suggère une meilleure couverture et qualité des solutions.

- Instance RC101-2

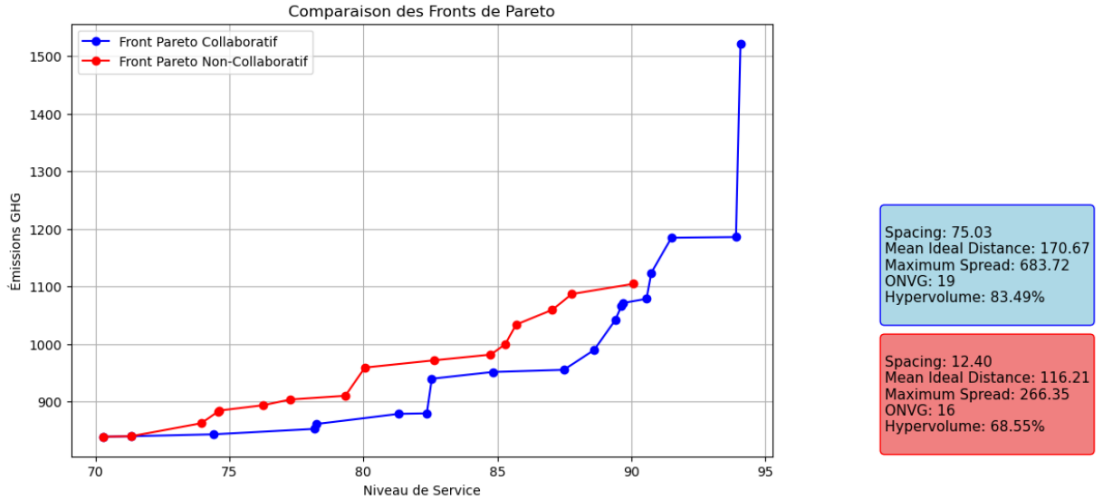


Figure 80 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance RC101

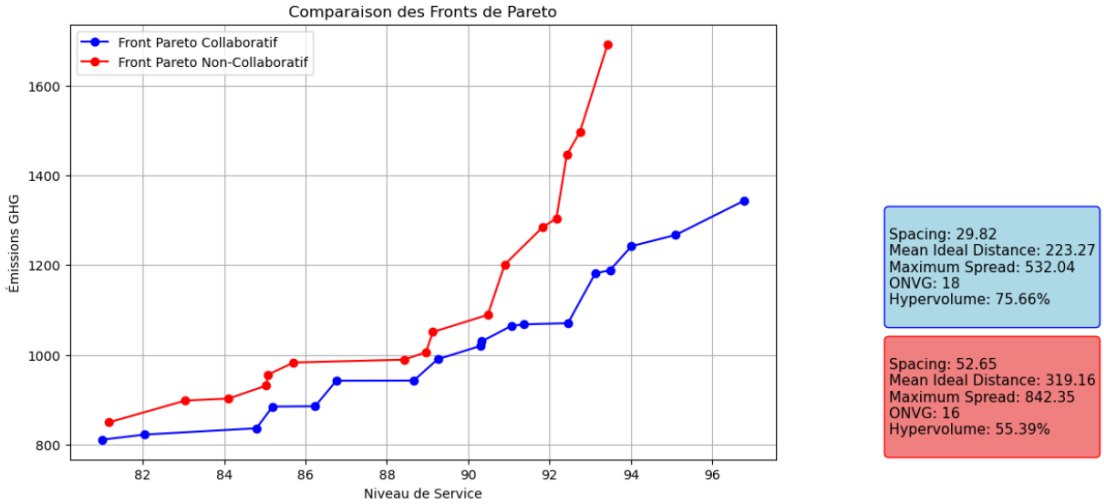


Figure 81 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance RC102

Pour l'instance RC101, le front de Pareto collaboratif présente un hypervolume supérieur, indiquant une meilleure couverture de l'espace objectif et une meilleure qualité globale des solutions. La Mean Ideal Distance plus faible pour le front collaboratif démontre que les solutions sont globalement plus proches du point de référence. Le Maximum Spread plus élevé du front collaboratif reflète une plus grande diversité des solutions. En revanche, le Spacing est considérablement plus élevé dans le front collaboratif par rapport au front non collaboratif. Bien que des valeurs de Spacing plus faibles soient souhaitables, car elles indiquent une distribution plus uniforme des solutions, le Spacing élevé ici peut s'expliquer par l'impact significatif du point extrême du niveau de service dans le front collaboratif. En effet, une amélioration de moins d'un pour cent du niveau de service a entraîné une augmentation considérable des émissions de GES, créant ainsi des écarts significatifs entre certaines solutions successives.

Pour l'instance RC102, où les fenêtres de temps sont plus larges, on observe également un hypervolume supérieur pour le front collaboratif, bien que la différence soit moins marquée par rapport à RC101. Finalement, le Spacing dans le front collaboratif est inferieur dans le Front collaboratif indiquant une distribution plus uniforme de solutions par rapport au Front non-collaboratif. Dans ces deux instances les deux fronts collaboratifs dominent la totalité des solutions présentes dans le front non-collaboratif comme illustré la Figure 80 et la Figure 81.

- Instance RC201-2

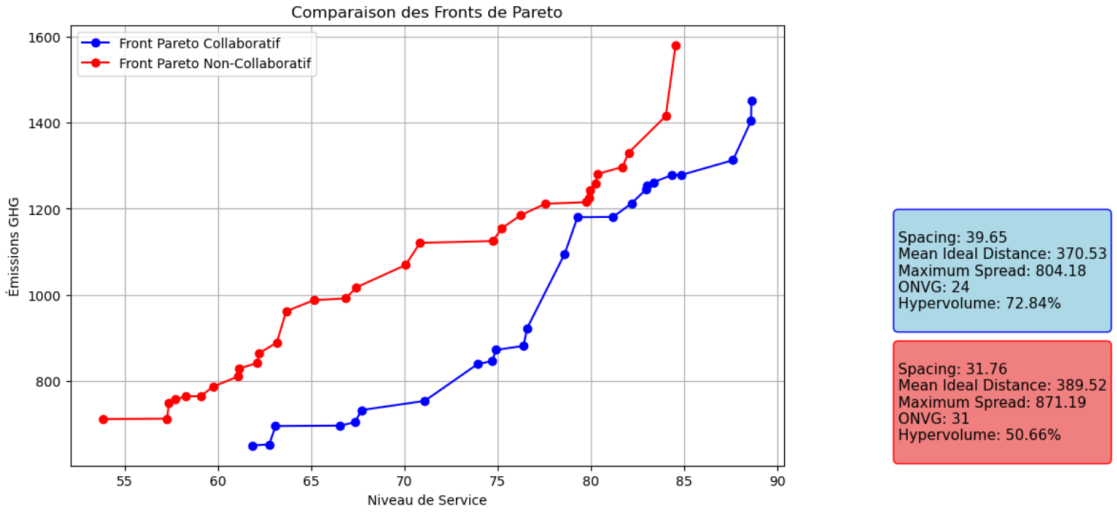


Figure 82 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance RC201

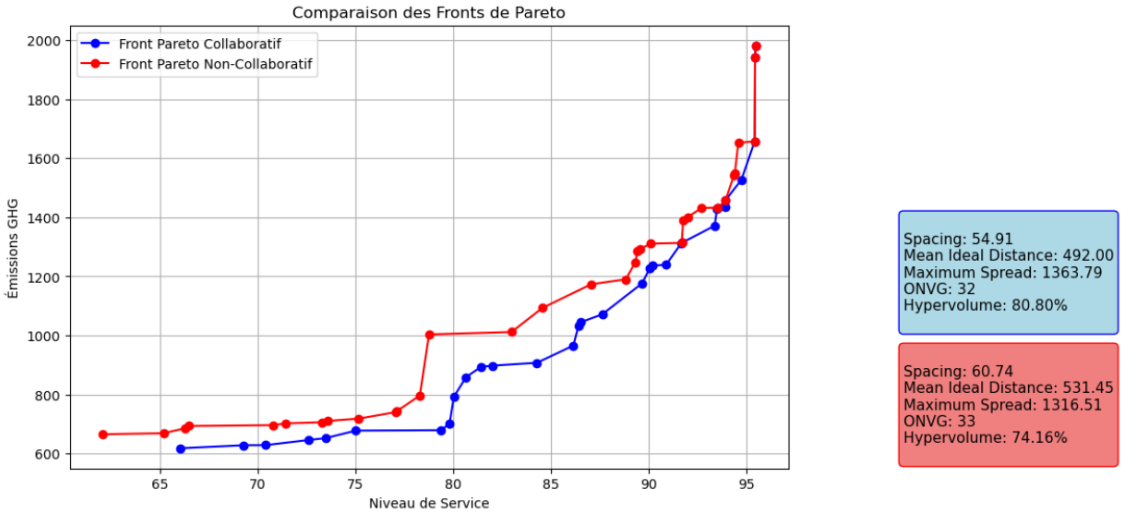


Figure 83 Comparaison des Fronts de Pareto collaboratif et non-collaboratif pour l'instance RC202

Pour l'instance RC201, le front collaboratif présente un hypervolume supérieur à celui du front non collaboratif, indiquant une meilleure couverture de l'espace objectif pour les solutions collaboratives. Cependant, les valeurs de la Mean Ideal Distance et du Maximum Spread sont meilleures dans le front non collaboratif, montrant une plus grande diversité dans les solutions non collaboratives. Malgré cela, les solutions du front collaboratif sont de meilleure qualité et dominent la totalité du front non collaboratif. Enfin, le Spacing est plus élevé dans le front

collaboratif que dans le front non collaboratif, indiquant une distribution moins uniforme des solutions collaboratives.

Pour l'instance RC202, le front collaboratif affiche un hypervolume supérieur à celui du front non collaboratif, soulignant une meilleure couverture de l'espace objectif. Le Maximum Spread est supérieur dans le front non collaboratif par rapport au front collaboratif, indiquant une plus grande diversité de solutions non collaboratives. Néanmoins, la plupart des solutions non collaboratives sont dominées par celles du front collaboratif. Le Spacing est plus élevé dans le front non collaboratif que dans le front collaboratif, ce qui reflète une distribution plus uniforme des solutions collaboratives.

En conclusion, l'analyse des différentes instances révèle l'impact significatif de la collaboration sur l'optimisation des tournées de distribution. Pour les instances R101, R102, R201, R202, C101, C102, RC101, RC102, RC201, et RC202, les fronts de Pareto collaboratifs montrent généralement des améliorations notables en termes de couverture de l'espace objectif (hypervolume), indiquant une meilleure performance globale. La Mean Ideal Distance est souvent plus faible dans les solutions collaboratives, ce qui signifie que ces solutions sont plus proches de l'idéal souhaité. Cependant, la diversité des solutions (Maximum Spread) et la distribution uniforme des solutions (Spacing) varient selon les instances. Par exemple, pour certaines instances comme RC101 et RC102, la collaboration conduit à une meilleure distribution uniforme des solutions, tandis que pour d'autres, le non-collaboratif présente une plus grande diversité.

Les instances avec des fenêtres de temps plus larges, comme RC102 et RC202, montrent des améliorations notables avec la collaboration, ce qui souligne l'importance de la flexibilité temporelle dans l'optimisation des tournées. Malgré ces variations dans les indicateurs de performance de diversité, il est crucial de noter que la plupart des fronts de Pareto collaboratifs dominent les solutions des fronts de Pareto non-collaboratifs. Cela signifie que les solutions collaboratives offrent généralement de meilleures performances globales, en termes de réduction des émissions de gaz à effet de serre et d'optimisation du niveau de service.

La collaboration induit alors des espaces de recherche plus grands et plus difficiles à explorer. Malgré ce constat, de manière général l'ILS est capable de trouver de meilleures approximations du front de Pareto démontrant ainsi l'intérêt de la collaboration.

Ces observations confirment que l'adoption de pratiques collaboratives dans les schémas de distribution utilisant des stations C2P peut conduire à des gains substantiels en efficacité opérationnelle et en durabilité environnementale. Ce type de collaboration entre transporteurs basée sur l'utilisation ouverte des stations C2P se révèle être une stratégie prometteuse pour améliorer les performances des tournées, minimiser l'impact environnemental, tout en maintenant ou en améliorant le niveau de service offert aux clients.

5.4.2. Impact des stations C2P dans la réduction des émissions GES et la maximisation du niveau de service

Enfin, pour étudier l'impact des stations C2P sur les émissions de GES et le niveau de service, nous avons résolu l'ensemble des instances de deux manières : d'abord en autorisant l'utilisation des stations C2P dans le réseau collaboratif (C2P/HD), puis en ne permettant que des livraisons à domicile (ONLY HD). Grâce à notre modèle, qui prend en compte les émissions des clients se déplaçant vers les stations C2P, notre étude est particulièrement pertinente pour évaluer le véritable impact de ces stations sur les livraisons du dernier kilomètre. À notre connaissance, il s'agit du seul travail sur le VRP qui considère ces émissions.

- Instance R101-2

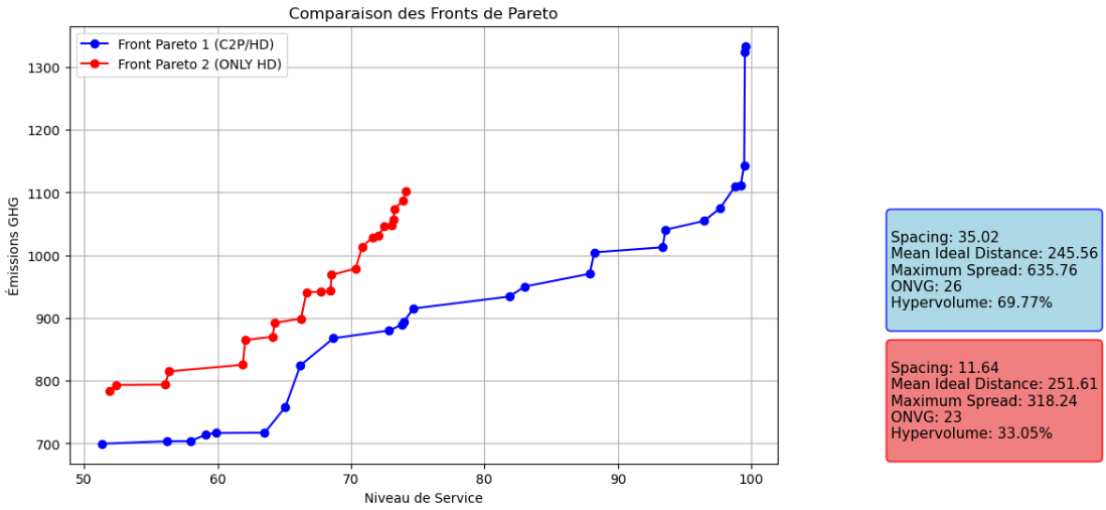


Figure 84 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance R101

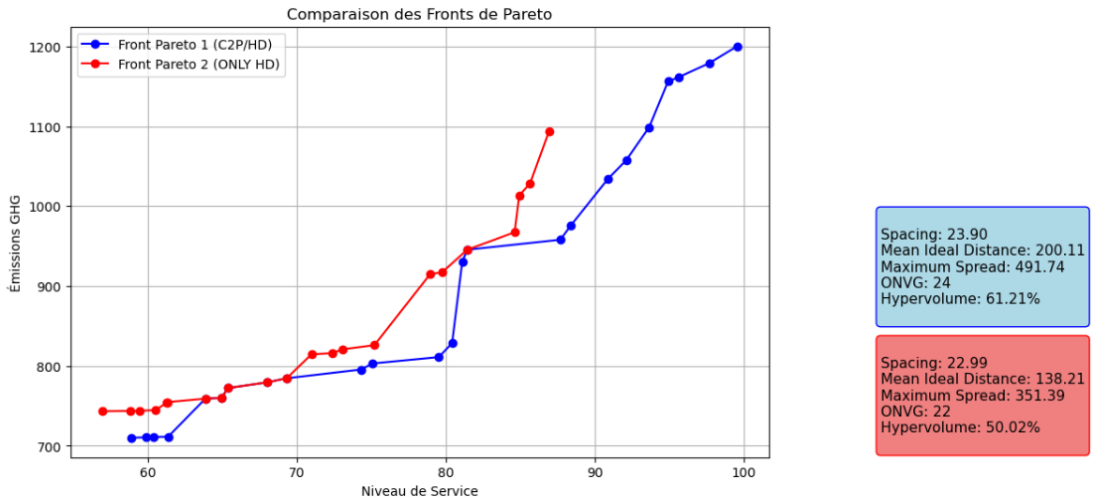


Figure 85 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance R102

Pour les instances R101 et R102, les analyses des fronts de Pareto montrent que l'utilisation des stations C2P présente des avantages significatifs par rapport aux livraisons uniquement à

domicile. Pour l'instance R101, le front Pareto C2P/HD domine clairement le front ONLY HD en termes d'hypervolume, et de couverture de solutions. Pour l'instance R102, le front Pareto C2P/HD continue de dominer avec un hypervolume de 60.26% contre 50.02% et une couverture plus large. En conclusion, dans ces instances randomisées, bien que les solutions soient plus uniformément réparties sur le front ONLY HD, elles sont de moindre qualité et sont en grande majorité dominées par les solutions du front CP/HD comme le montre les figures ci-dessus.

- Instance R201-2

Pour les instances R201 et R202, les analyses des fronts de Pareto montrent également des avantages significatifs de l'utilisation des stations C2P par rapport aux livraisons uniquement à domicile. Dans l'instance R201, le front de Pareto C2P/HD domine avec un hypervolume de 71.34% contre 61.83% et une distributions moins uniforme mais avec une couverture de solutions plus large. Pour l'instance R202, le front de Pareto C2P/HD présente un hypervolume supérieur (67.46% contre 57.58%) et une meilleure Mean Ideal Distance (375.28 contre 388.86) avec une distribution plus uniforme des solutions par rapport au front ONLY HD.

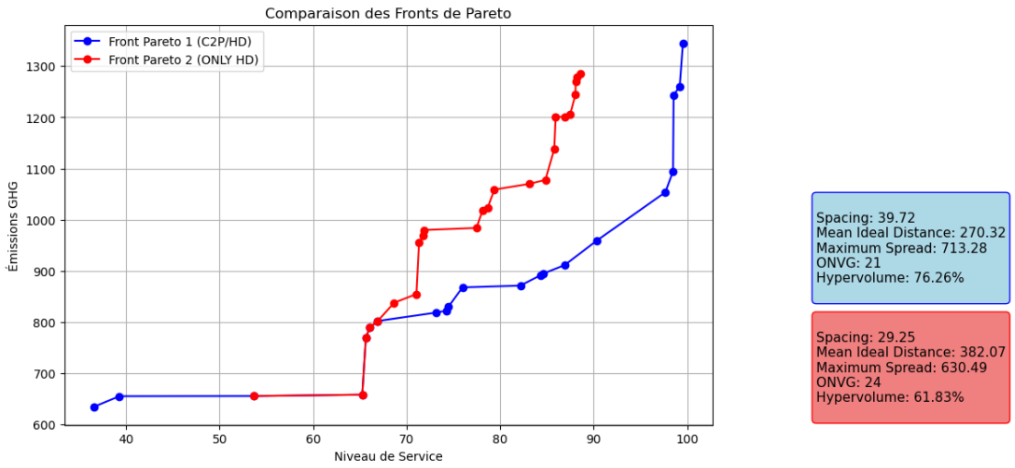


Figure 86 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance R201

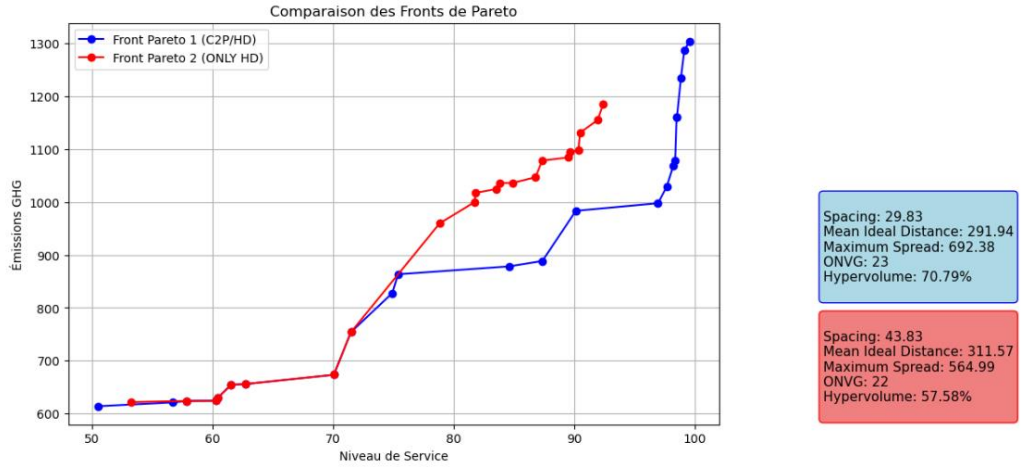


Figure 87 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance R202

- Instance C101-2

Pour l'instance C101, le front de Pareto C2P/HD présente un hypervolume supérieur (64.55% contre 52.33%), des solutions moins uniformément distribuées mais avec une couverture plus large de l'espace de solutions. Ce front domine complètement le Front Pareto ONLY HD comme illustré dans la Figure 88. En revanche, pour l'instance C102, les hypervolumes sont presque identiques (66,81% contre 66,80%), indiquant une dominance similaire de l'espace de solutions. Cette similitude peut s'expliquer par la localisation des stations C2P dans ces instances. En effet, dans les instances clustérisées, l'impact des stations C2P est fortement dépendant de leur emplacement. Par exemple, si les stations C2P sont elles-mêmes regroupées dans un cluster, cela peut créer une situation où la majorité des clients se trouvent éloignés de ce cluster. Ainsi, leur influence est diminuée et réduit globalement l'impact de ces stations sur l'espace de solutions.

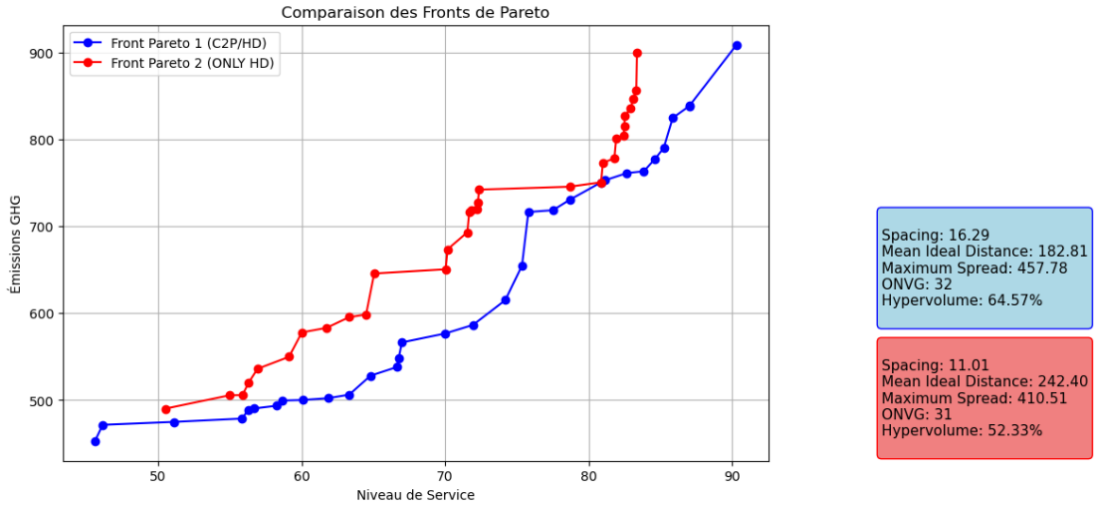


Figure 88 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance C101

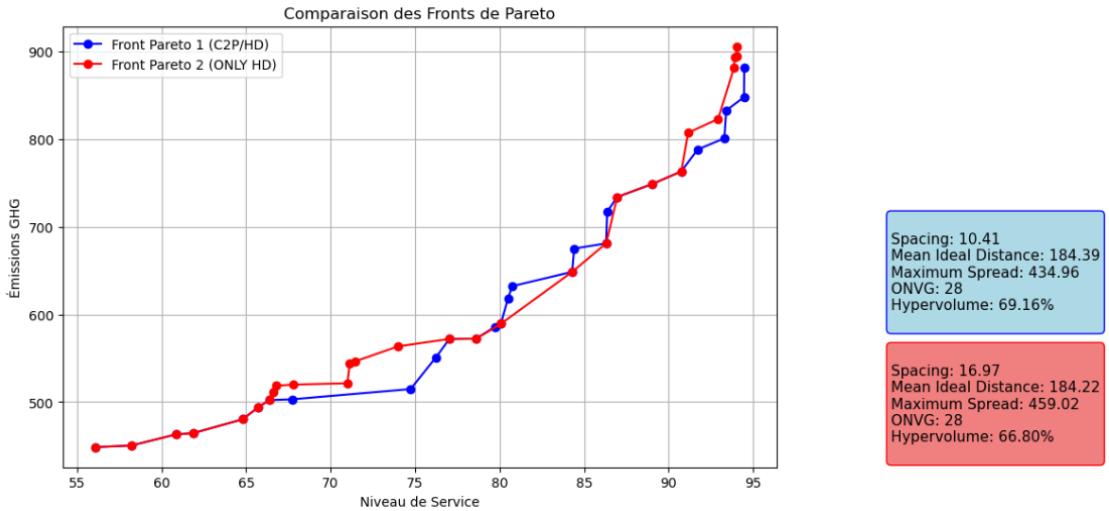


Figure 89 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance C102

- Instance C201-2

Dans l'instance C201, le front de Pareto C2P/HD montre un hypervolume supérieur (66.14% contre 60.57%), une plus grande couverture de l'espace de solutions (maximum spread de 737.43 contre 548.68), une meilleure Mean Ideal Distance (431.46 contre 551.40) et un Spacing similaire. En ce qui concerne l'instance C202, le front de Pareto C2P/HD présente également un hypervolume supérieur (71.03% contre 65.02%), une meilleure Mean Ideal Distance (405.86 contre 505.53), et une couverture plus large (maximum spread de 690.71 contre 432.04). Le Spacing est un peu inférieur pour le Front Pareto C2P/HD (19.20 contre 20.14), suggérant une distribution légèrement plus uniforme.

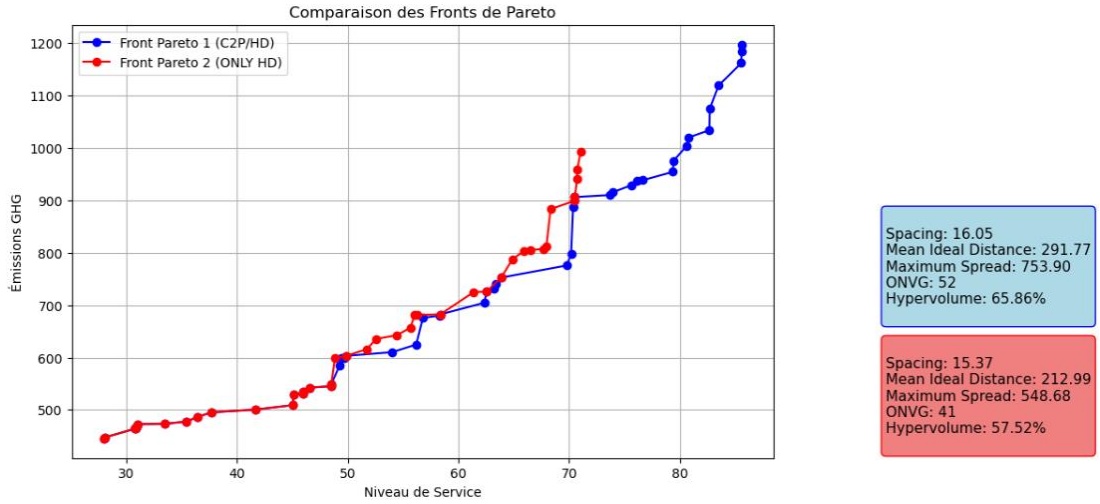


Figure 90 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance C201

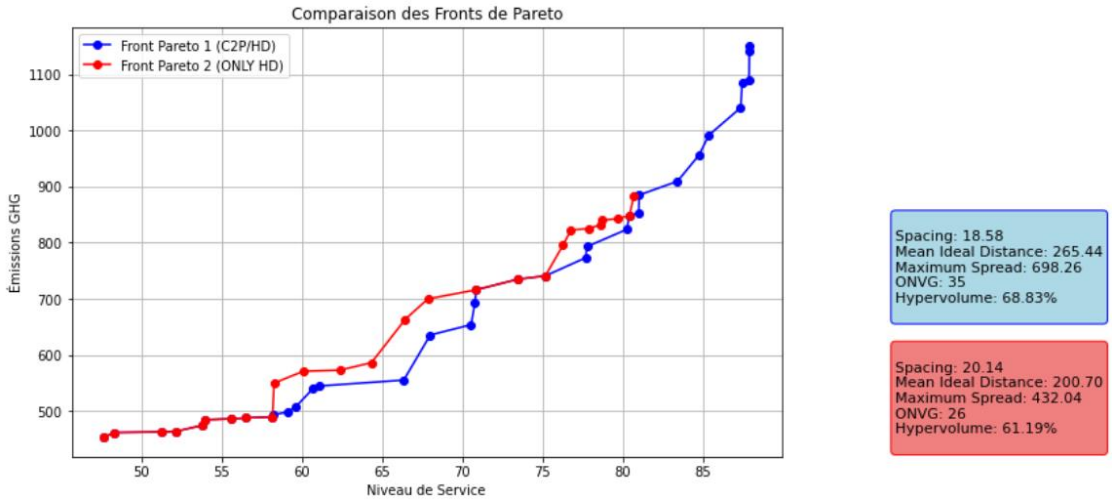


Figure 91 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance C202

- Instance RC101-2

Pour l'instance RC101, le front de Pareto C2P/HD présente un hypervolume considérablement supérieur (82.03% contre 63.16%), une couverture plus large de l'espace de solutions moins uniformément distribuées (maximum spread de 679.46 contre 472.87). Pour l'instance RC102, le front de Pareto C2P/HD montre également un hypervolume supérieur (85.57% contre

69.04%), et une couverture plus grande de solutions plus uniformément distribuées (maximum spread de 532.04 contre 839.93). De plus, il est important de noter que toutes les solutions du front ONLY HD sont dominées par celles du front C2P/HD, démontrant encore une fois que l'intégration des stations C2P permet un meilleur équilibre entre les émissions de GES et le niveau de service, offrant une couverture plus étendue de l'espace de solutions et soulignant leur importance cruciale pour les livraisons du dernier kilomètre.

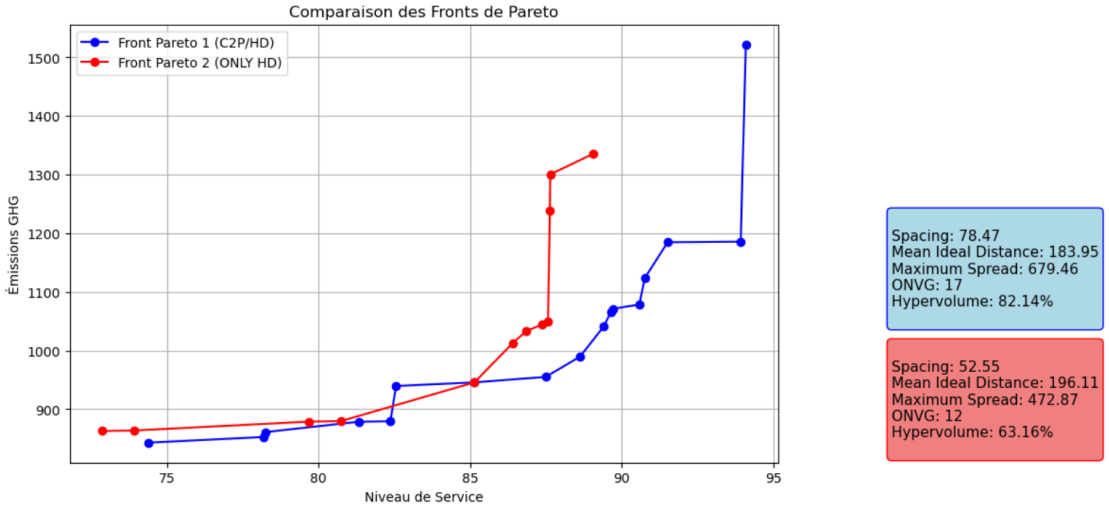


Figure 92 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance RC101

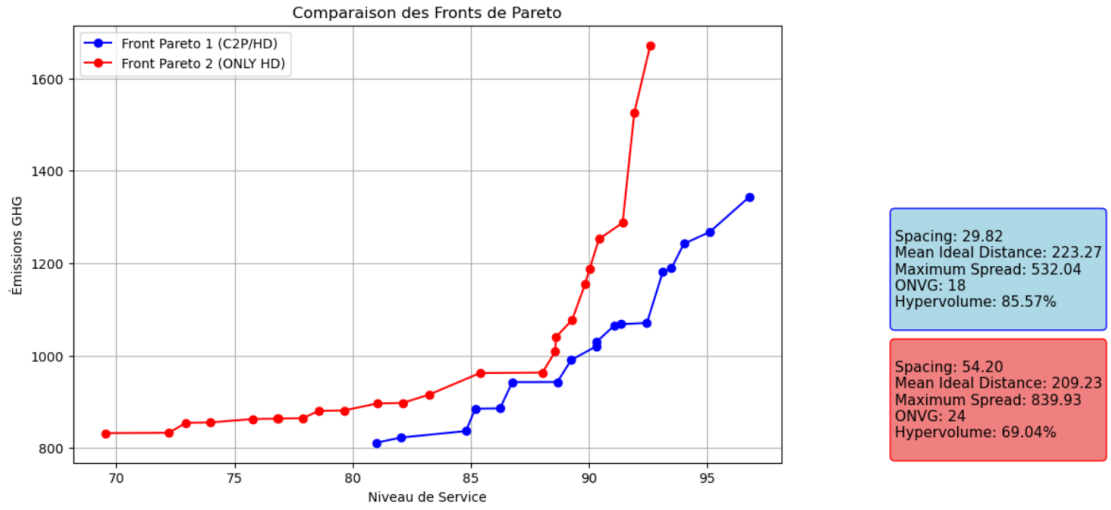


Figure 93 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance RC102

- Instance RC201-2

Dans l'instance RC201, le front de Pareto C2P/HD domine en termes d'hypervolume (78.91% contre 51.24%), et de Mean Ideal Distance légèrement meilleure (596.52 contre 607.23). Bien que le front de Pareto ONLY HD présente une plus grande couverture de l'espace de solutions (maximum spread de 804.18 contre 926.07), toutes les solutions dans ce front sont dominées par le front C2P/HD. Pour l'instance RC202, le front de Pareto C2P/HD présente aussi un hypervolume supérieur (78.72% contre 53.17%) et une couverture plus vaste de l'espace de solutions (maximum spread de 1176.04 contre 975.12). Comme dans l'instance RC201, toutes

les solutions du front de Pareto ONLY HD sont dominées par celles du front C2P/HD. Cela confirme que l'intégration d'options de livraison pour le dernier kilomètre permet de réduire les émissions de gaz à effet de serre tout en maintenant, voire améliorant, le niveau de service.

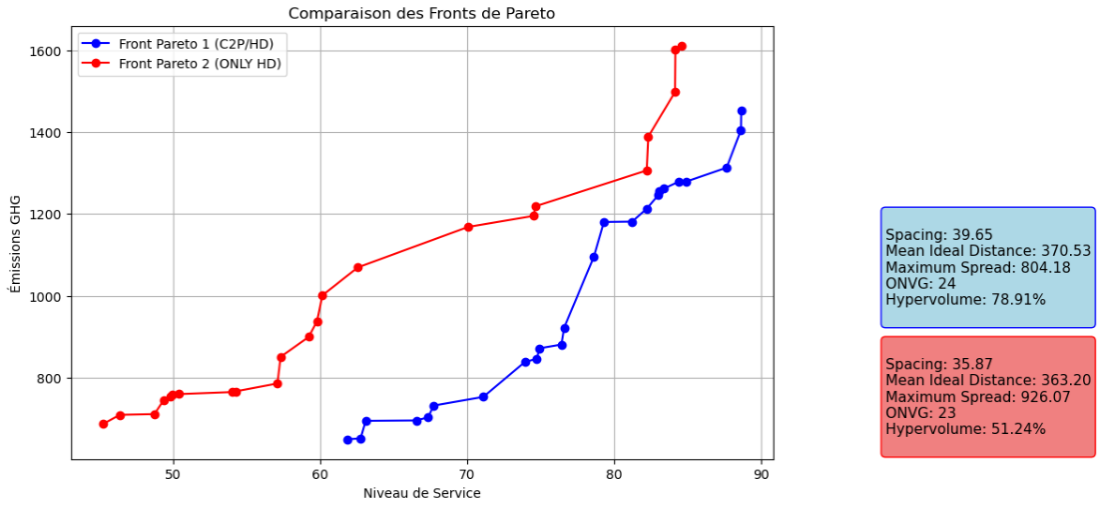


Figure 94 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance RC201

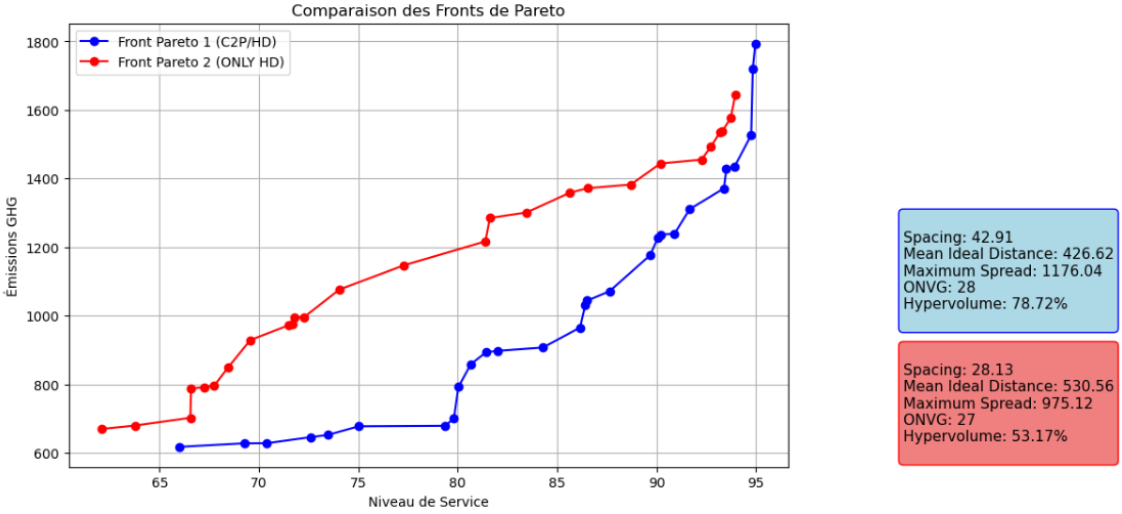


Figure 95 Comparaison des Fronts de Pareto avec et sans stations C2P pour l'instance RC202

Les analyses effectuées sur l'ensemble des instances permettent d'évaluer l'impact des stations C2P sur les émissions de gaz à effet de serre (GES) et le niveau de service dans les livraisons du dernier kilomètre. Tout d'abord, nos résultats démontrent que l'intégration des stations C2P permet une réduction significative des émissions de GES. En effet, en comparant les solutions du front de Pareto ONLY HD (livraison à domicile uniquement) et celles du front C2P/HD (combinaison de stations C2P et livraison à domicile), il est possible de déduire que ces dernières dans la plupart de cas dominent les premières. Cela confirme que l'utilisation des stations C2P contribue efficacement à la diminution des émissions, même en tenant compte des émissions générées par les déplacements des clients vers ces stations. Nos études montrent que les émissions dues à ces déplacements représentent environ 10 % des émissions totales, proportion qui varie en fonction des distances maximales définies pour l'affectation des clients aux stations C2P. En effet, il est important de noter que l'efficacité des stations

C2P en termes de réduction des émissions de GES dépend de ces distances. Une planification optimale de distances $DC2P_{Opt/Acc/Max}$ en fonction de la localisation des clients peut s'avérer essentielle pour maximiser les bénéfices environnementaux.

En outre, en plus de la réduction sur les émissions de GES, l'utilisation des stations C2P permet également de maintenir un bon niveau de service, voire de l'améliorer dans la plupart des instances testées. Cela démontre l'importance croissante de ces stations dans la logistique du dernier kilomètre et les opportunités de collaboration qui peuvent être exploitées grâce à leur utilisation.

D'un autre côté, pour les instances clustérisées où l'impact des stations C2P a été le plus faible, il est crucial de considérer de manière détaillée l'emplacement de ces stations. En effet, la localisation des stations C2P joue un rôle déterminant dans l'impact qu'elles ont sur l'espace de solutions. Lorsque les stations C2P sont regroupées dans un cluster, leur capacité à desservir efficacement les clients est diminuée, en particulier ceux situés en dehors de ce cluster. Cette situation peut entraîner une réduction de l'efficacité globale du réseau de distribution. Par conséquent, une analyse approfondie et une planification minutieuse de la répartition géographique des stations C2P sont essentielles pour maximiser leur impact et améliorer la performance des solutions dans les instances clustérisées.

En conclusion, les analyses confirment que l'intégration des stations C2P dans les stratégies de livraison du dernier kilomètre constitue une approche viable pour réduire les émissions de GES tout en offrant un service de haute qualité. Bien que les déplacements des clients vers les stations contribuent aux émissions totales, leur impact reste modéré et peut être optimisé par une planification stratégique des distances et des stratégies de collaboration. Ainsi, les stations C2P représentent une solution écologique et performante pour améliorer les livraisons du dernier kilomètre.

5.5. Conclusions

Ce chapitre a analysé les impacts des stations C2P sur la logistique du dernier kilomètre, en particulier dans le cadre d'une collaboration horizontale basée sur l'utilisation ouverte d'un réseau des stations C2P commun. Des méthodes d'optimisation multi-objectif avancées, telles que la Pareto Local Search et la Multidirectional Local Search, intégrées dans notre conception de l'ILS ont été développées et testées pour cette analyse. Ces méthodes nous permettent de trouver des solutions en équilibrant les compromis entre la réduction des émissions de gaz à effet de serre (GES) et le maintien d'un niveau de service élevé.

Les résultats obtenus montrent que le déploiement des stations C2P permet une réduction significative des émissions de GES, malgré les émissions supplémentaires dues aux déplacements des clients pour récupérer leurs colis, comparé aux livraisons uniquement à domicile. Les simulations ont révélé que ces déplacements représentent environ 10 % des émissions totales, un chiffre fortement influencé par la planification stratégique des emplacements des stations et les distances $DC2P_{Opt/Acc/Max}$. De même, les résultats démontrent le grand potentiel de la collaboration dans la réduction des émissions de GES tout en maintenant de bons niveaux de service. En effet, ce type de stratégie permet, dans la grande majorité des cas, d'améliorer les niveaux de service tout en réduisant l'impact environnemental.

En conclusion, les analyses confirment que les stations C2P représentent une solution viable et écologique pour les livraisons du dernier kilomètre. Les méthodes de Pareto Local Search et de Multidirectional Local Search employées dans notre ILS se sont révélées efficaces pour optimiser notre schéma de distribution, réduisant les émissions de GES tout en maintenant un service de haute qualité. L'utilisation des stations C2P ouvre la porte à de nouvelles opportunités de collaboration entre les transporteurs pour réduire leurs impacts environnementaux, de plus en plus réglementés par les autorités, tout en maintenant des niveaux élevés de service et une efficacité opérationnelle optimale. Ces collaborations permettent de mutualiser les ressources et de créer des synergies qui améliorent l'efficacité des livraisons, comme démontré par notre analyse. Enfin, la planification stratégique des distances $DC2P_{Opt/Acc/Max}$ et la mise en œuvre des stratégies de collaboration entre les acteurs logistiques sont devenus essentielles pour l'optimisation des critères environnementaux et l'efficience opérationnelle des politiques de distribution actuelles. Cette étude ouvre la voie à de futures recherches sur les innovations basées sur l'utilisation des stations C2P et les politiques publiques pour encourager l'adoption de ces solutions durables.

Les travaux présentés dans ce chapitre ont été exposés lors de la 15th *Metaheuristics International Conference* (MIC) en juin 2024 à Lorient, France.

CONCLUSION GENERAL

Cette thèse a exploré en profondeur les modèles d'optimisation mono et multi-objectif pour les problèmes de logistique urbaine, en mettant l'accent sur la livraison du dernier kilomètre. Les défis actuels de la logistique urbaine, amplifiés par l'urbanisation rapide et la croissance du commerce électronique, nécessitent des solutions innovantes et efficaces. Ce travail répond à ces défis en développant des modèles mathématiques et des méthodes de résolution pour optimiser les tournées de véhicules, tout en intégrant des contraintes et des objectifs spécifiques aux environnements urbains.

L'une des principales contributions de cette thèse est la modélisation des schémas de distribution urbain innovants. En effet nous avons introduit deux nouvelles variantes complexes du VRP, à savoir, le VRP à deux échelons avec zones grises, synchronisation et des stations C2P pour les livraisons du dernier kilomètre, et le VRP en réseau collaboratif C2P pour les livraisons urbaines. Les modèles développés intègrent des contraintes spécifiques aux contextes urbains, comme les contraintes de synchronisation, les temps d'attente, les zones grises et les options de livraison. Ces éléments permettent de mieux représenter la réalité des opérations de livraison urbaine et de proposer des solutions plus adaptées et efficaces.

Sur le plan méthodologique, cette thèse présente une combinaison de méthodes exactes et approchées pour résoudre ces problèmes complexes mono et multi-objectif. Les méthodes exactes mono-objectif et multi-objectif, telles que la méthode Epsilon-contrainte, bien que limitées par la taille des instances en raison de la nature NP-difficile du VRP, fournissent des solutions optimales pour des instances de petite taille et nous permettent de valider nos schémas de distribution. En complément, des méthodes approchées métaheuristiques mono et multi-objectif, telles que le GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure), l'ILS (Iterated Local Search), le PLS (Pareto Local Search) et le MDLS (Multidirectional Local Search) sont développées pour traiter des instances de plus grande taille de manière efficace. Ces méthodes permettent d'obtenir des solutions de haute qualité dans des délais raisonnables, rendant possible leur application pratique sur des problématiques industrielles.

Les résultats obtenus démontrent l'efficacité des nouvelles spécificités introduites, telles que les zones grises, la synchronisation, les stations « Customer-to-Parcel » (C2P), et la collaboration horizontale dans la réduction des coûts de transport et des émissions de gaz à effet de serre (GES). Par exemple, les études de sensibilité présentées montrent que l'inclusion des zones grises peut réduire significativement les coûts de transport en optimisant l'utilisation de la capacité des véhicules de livraison. De même, la collaboration horizontale permet d'améliorer l'efficacité des tournées, permettant ainsi de minimiser les émissions de GES tout en maximisant le niveau de service. Les résultats montrent que l'optimisation multi-objectif peut fournir des solutions équilibrées qui répondent aux exigences de durabilité environnementale et d'efficacité opérationnelle.

Les résultats de cette recherche peuvent avoir des implications significatives pour la logistique urbaine, en particulier pour les décideurs et les planificateurs logistiques. Les modèles et méthodes développés pourraient être utilisés par les entreprises de transport pour optimiser leurs opérations de livraison, réduire leurs coûts et leur empreinte carbone, et améliorer le niveau de service offert à leurs clients. Ces contributions sont particulièrement pertinentes dans le contexte actuel de transition vers des systèmes de transport plus durables et respectueux de l'environnement, tout en répondant aux fortes demandes impulsées par le commerce électronique.

En conclusion, cette thèse apporte des contributions significatives à la recherche en optimisation combinatoire appliquée à la logistique urbaine, notamment dans le cadre des problèmes de tournées de véhicules. Elle offre des outils, des analyses et des perspectives pour améliorer les systèmes de livraison du dernier kilomètre, rendant ces opérations plus efficaces, économiques et durables. Les travaux présentés posent les bases pour des développements futurs qui pourront répondre aux défis croissants de ce domaine dynamique.

PERSPECTIVES

Les perspectives de recherche futures dans le domaine de la logistique urbaine et du VRP sont vastes et prometteuses, offrant de nombreuses voies pour améliorer l'efficacité, la durabilité et l'innovation des schémas de livraison du dernier kilomètre. Une direction possible de recherche consiste à intégrer des technologies de pointe telles que les stations C2P mobiles et les véhicules autonomes dans les modèles de VRP urbains. Par exemple, les stations C2P mobiles, déployées de manière flexible selon la demande, peuvent améliorer le niveau de service des clients tout en optimisant les trajets des véhicules de livraison. Les véhicules autonomes, dotés d'intelligence artificielle et de capacités de conduite autonome, pourraient transformer radicalement la logistique urbaine en réduisant les coûts, en augmentant la sécurité et en améliorant l'efficacité des livraisons. Ces technologies nécessitent des études et des analyses approfondies afin de définir les meilleures conditions pour leur mise en œuvre adéquate.

L'exploration de méthodes d'optimisation multi-objectif est une autre voie de recherche prometteuse. En effet, de plus en plus problèmes réels de distribution intégrant de multiples critères conflictuels à optimiser simultanément. Par exemple, les émissions de GES, le niveau de service, la qualité des produits livrés, le coût de distribution, les flux d'information dans les réseaux collaboratifs, etc. En utilisant des techniques avancées telles les méthodes d'optimisation approchées basées sur l'apprentissage et l'intelligence artificielle, les chercheurs peuvent développer des modèles innovants capables de minimiser les coûts et les émissions, tout en maximisant des autres critères importants, tels que la satisfaction des clients et la résilience des systèmes de transport face aux perturbations.

Le développement de modèles de collaboration entre transporteurs est essentiel pour instaurer une logistique urbaine plus efficace et durable. En étudiant les politiques de tarification et les mécanismes de partage des bénéfices pour la coalition de transporteurs, les praticiens et autorités peuvent promouvoir une collaboration durable et profitable pour tous les acteurs. Une telle approche permettrait de mutualiser les ressources, de réduire les coûts opérationnels et de diminuer les émissions de GES, tout en maintenant des niveaux de service élevés.

Une autre direction prometteuse serait l'inclusion des flux logistiques inversés, tels que les retours de produits, dans les modèles de distribution. En intégrant ces flux dans les stations C2P, les clients peuvent déposer directement les produits retournés, qui seront collectés ultérieurement par les véhicules de livraison. Cela ajouterait une dimension de complexité mais aussi d'efficacité, optimisant ainsi l'ensemble de la chaîne logistique et réduisant les trajets inutiles.

Les recherches futures devraient inclure des temps de trajets dépendants du moment de la journée, en raison des variations significatives des temps de parcours notamment dans les zones urbaines.

L'utilisation de données en temps réel et de modèles prédictifs pour ajuster dynamiquement les itinéraires en fonction du trafic et des conditions routières pourrait améliorer considérablement l'efficacité des plans de livraisons.

Enfin, l'application de l'analyse des données et de l'intelligence artificielle (IA) dans la logistique urbaine peut offrir des solutions innovantes pour prédire les demandes, optimiser les itinéraires et améliorer la gestion des stocks. Les recherches futures devraient également se concentrer sur l'application de méthodes de synchronisation entre le stock, la gestion de la production et la distribution. En effet, ces modèles basés sur l'IA peuvent apprendre des données historiques et en temps réel pour fournir des recommandations d'optimisation continues et adaptatives tout au long de la chaîne logistique. Une telle approche permettrait d'améliorer la précision des prévisions, de réduire les inefficacités et de garantir une réactivité accrue face aux fluctuations de la demande, tout en assurant une gestion plus durable et résiliente des ressources logistiques.

En conclusion, les perspectives pour la recherche en logistique urbaine sont riches et diversifiées, avec un potentiel immense pour transformer la façon dont les livraisons du dernier kilomètre sont gérées. En intégrant des technologies avancées, en promouvant la collaboration entre transporteurs, et en développant des modèles d'optimisation sophistiqués, la logistique urbaine peut devenir plus efficace, durable et résiliente, répondant ainsi aux défis actuels et futurs de ce domaine dynamique.

BIBLIOGRAPHIE

[1] N. Labadie, C. Prins et C. Prodhon, Metaheuristics for Vehicle Routing Problems, London: John Wiley & Sons, Inc., 2016.

[2] F. Goodarzian, H. Garjan and P. Ghasemi, "Healthcare, A state-of-the-art review of operation research models and applications in home," Healthcare Analytics, vol. 4, no. 100228, pp. ISSN 2772-4425, 2023.

[3] X. Xu, F. Wang, Y. Chen, B. Yang, S. Zhang, X. Song et L. Shen, «Design of urban medical waste recycling network considering loading reliability under uncertain conditions,» Computers & Industrial Engineering, vol. 183, pp. ISSN 0360-8352, 2023.

[4] Y. Lu, J. Yang et C. Yang, «A humanitarian vehicle routing problem synchronized with drones in time-varying weather conditions,» Computers & Industrial Engineering, vol. 184, pp. ISSN 0360-8352, 2023.

[5] C. Murray et A. Chu, «The flying sidekicks traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery,» Transport. Res. Part C: Emerging Technologies, vol. 54, pp. 86-109, 2015.

[6] Matternet, "Matternet and Ameriflight announce operational partnership and FAA Part 135 Approval," 30 Mai 2023. [Online]. Available: https://www.mttr.net/images/matternet_partner_ameriflight_receives_part_135_certificate_approval.pdf. [Accessed 26 Septembre 2023].

[7] B. Polge, «Amazon Prime Air tourne au ralenti : les drones n'ont effectué qu'une dizaine de livraisons,» 02 Mars 2023. [En ligne]. Available: https://www.lesnumeriques.com/pro/amazon-prime-air-tourne-au-ralenti-les-drones-n-ont-effectue-qu-une-dizaine-de-livraisons-n206057.html. [Accès le 26 Septembre 2023].

[8] X. Wang, "Meituan's drone food deliveries on the rise," 19 Septembre 2023. [Online]. Available: https://www.chinadaily.com.cn/a/202309/19/WS6508e4fca310d2dce4bb66a8.html. [Accessed 26 Septembre 2023].

[9] eMarketer, "Why Amazon, UPS and even Domino's is investing in drone delivery services," 01 Aout 2022. [Online]. Available: https://www.insiderintelligence.com/insights/drone-delivery-services/. [Accessed 26 Septembre 2023].

[10] G. Macrina, L. Di Puglia, F. Guerriero and G. Laporte, "Drone-aided routing: A literature review," Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 120, pp. ISSN 0968-090X, 2020.

[11] MKFM, "NEW DELIVERY ROBOTS ARRIVE IN MILTON KEYNES FOLLOWING SUCCESSFUL TRIALS," 26 Septembre 2023. [Online]. Available: https://www.mkfm.com/news/local-news/new-delivery-robots-arrive-in-milton-keynes-following-successful-trials/. [Accessed 26 Septembre 2023].

[12] D. Spereall, "Grocery robot trial to expand to Wetherby, Leeds council hears," 20 Juillet 2023. [Online]. Available: https://www.bbc.com/news/uk-england-leeds-66254441. [Accessed 26 Septembre 2023].

[13] S. Wray, "Up to 2,000 Uber Eats delivery robots to roll out in US cities," 01 Juin 2023. [Online]. Available: https://cities-today.com/up-to-2000-uber-eats-delivery-robots-to-roll-out-in-us-cities/. [Accessed 26 Septembre 2023].

[14] N. Mundle, "Battery swapping tech in electric trucks for last-mile delivery," 27 Juillet 2023. [Online]. Available: https://www.inceptivemind.com/battery-swapping-tech-electric-trucks-last-mile-delivery/32189/. [Accessed 26 Septembre 2023].

[15] A. Partap-Jain, "Reshaping urban logistics with electric vehicles and last-mile solutions," The Economic Times, 03 Aout 2023.

[16] Eurostat, «Europa.EU,» 2021. [En ligne]. Available: https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-eurostat-news/-/ddn-20230207-1. [Accès le 25 Septembre 2023].

[17] European Environment Agency, «Europa.eu,» 16 Aout 2023. [En ligne]. Available: https://www.eea.europa.eu/en/topics/in-depth/transport-and-mobility. [Accès le 25 Septembre 2023].

[18] European Environment Agency, «Transport and environment report 2022 Digitalisation in the mobility system: challenges and opportunities,» Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2022.

[19] European Environment Agency, «Europa.eu,» 07 Février 2022. [En ligne]. Available: https://www.eea.europa.eu/highlights/europes-growing-transport-demand-increases. [Accès le 07 Septembre 2027].

[20] ITF, «ITF Transport Outlook 2023,» OECD Publishing, Paris, 2023.

[21] J. Edmonds, "Definition of Optimization Problems," in How to Think About Algorithms, Cambridge, Cambridge University Press, 2008, pp. 171-172.

[22] R. L. Rardin, Optimization in Operations Research, New Jersey: Prentice Hall, 1998.

[23] Bierlaire, Optimization: Principles and Algorithms, vol. 2, P. R. Dalang, Ed., Lausanne: EPFL Press, 2018.

[24] G. K. Ananthasuresh, Classification of Optimization Problems and the Place of Calculus of Variations in it, Bangalore: ME256 Indian Institute of Science , 2021.

[25] M. M. Meerschaert, "Chapter 2 - Multivariable Optimization," in Mathematical Modeling (Fourth Edition), Academic Press, 2013, pp. 21-55.

[26] D. A. Berhail, Optimisation Sans Contraintes, Guelma, Algérie: Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique, 2016.

[27] E.-G. Talbi, Metaheuristics: From design to implementation, New Jersey: John Wiley & Sons, Inc., 2009.

[28] A. H. Land et A. G. Doig, «An automatic method of solving discrete programming problems,» Econometrica, vol. 28 (3), p. 497–520, 1960.

[29] M. Akella, S. Gupta et A. Sarkar, «Branch and Price: Column Generation for Solving Huge Integer Programs,» Department of Industrial Engineering, University at Buffalo, Buffalo, 2005.

[30] H. He, H. Daume III et J. Eisner, «Algorithms, Learning to Search in Branch and Bound,» Advances in Neural Information Processing Systems, vol. 27, 2014.

[31] M. Gendreau et J.-Y. Potvin, Handbook of Metaheuristics (Second edition), New York: Springer Science + Business Media, 2010.

[32] D. Hochbaum, Approximation Algorithms for NP-Hard Problems, International Thomson Publishing, 1996.

[33] M. Kumari, P. Kanti De, K. Chaudhuri et P. Narang, «Utilizing a hybrid metaheuristic algorithm to solve capacitated vehicle routing problem,» Results in Control and Optimization, vol. 13, pp. ISSN 2666-7207, 2023.

[34] S. E. Comert et H. R. Yazgan, «A new approach based on hybrid ant colony optimization-artificial bee colony algorithm for multi-objective electric vehicle routing problems,» Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 123, pp. ISSN 0952-1976, 2023.

[35] M. Bruglieri, M. Paolucci et O. Pisacane, «A matheuristic for the electric vehicle routing problem with time windows and a realistic energy consumption model,» Computers & Operations Research, vol. 157, pp. ISSN 0305-0548, 2023.

[36] B. Çatay et İ. Sadati, «An improved matheuristic for solving the electric vehicle routing problem with time windows and synchronized mobile charging/battery swapping,» Computers & Operations Research, vol. 159, pp. ISSN 0305-0548, 2023.

[37] M. Fischetti and M. Fischetti, Matheuristics. In: Martí, R., Pardalos, P., Resende, M. (eds) Handbook of Heuristics., Springer International Publishing AG, 2018.

[38] B. KORTE, Applications of combinatorial optimization, Tokyo: talk at the 13th International Mathematical Programming Symposium, 1988.

[39] R. G. BLAND et D. F. SHALLCROSS, «Large traveling salesman problems arising from experiments in X-ray crystallography: A preliminary report on computation,» Operations Res. Lett., vol. 8, pp. 125-128, 1989.

[40] R. Bosch et A. Herman, «Continuous line drawings via the traveling salesman problem,» Operations Research Letters, vol. 32, n° %14, pp. 302-303, 2004.

[41] G. Dantzig, R. Fulkerson et S. Johnson, « Solution of a large-scale traveling salesman problem,» Operations Research, pp. 393-410, 1954.

[42] M. Grötschel, «On the symmetric travelling salesman problem : solution of a 120-city,» Combinatorial Optimization, pp. 61-77, 1980.

[43] H. CROWDER et M. PADBERG, «Solving large-scale symmetric travelling salesman problems to optimality,» Mgmt. Sci, vol. 26, pp. 459-509, 1980.

[44] M. PADBERG et G. RINALDI, «'Optimization of a 532-city symmetric traveling salesman problem by branch and cut,» Operations Res. Lett, vol. 6, pp. 1-7, 1987.

[45] M. PADBERG et G. RINALDI, «A branch-and-cut algorithm for the resolution of large-scale symmetric traveling salesman problems,» SIAM Review, vol. 33, pp. 60-100, 1991.

[46] D. APPLEGATE, R. BIXBY, V. CHVATAL et W. COOK, « Report No. 95-05: Finding cuts in the TSP (A preliminary report),» Center for Discrete Mathematics and Theoretical Computer Science (DIMACS), Rutgers University, Piscataway, 1995.

[47] D. Applegate, R. Bixby, W. Cook et V. Chvátal, «On the solution of traveling salesman problems,» 1998.

[48] D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal et W. Cook, «Tsp cuts which do not conform to the template paradigm,» Computational combinatorial optimization, pp. 261-303, 2001.

[49] D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal et W. Cook, The traveling salesman problem : a computational study, Princeton university press, 2006.

[50] D. Applegate, R. Bixby, V. Chvátal and W. Cook, "Implementing the Dantzig-Fulkerson-Johnson algorithm for large traveling salesman problems," Mathematical Programming, vol. 97, pp. 91-153, 2003.

[51] H. H. Hoos et T. Stützle, «On the empirical scaling of run-time for finding optimal solutions to the travelling salesman problem,» European Journal of Operational Research, vol. 238 (1), pp. 87-94, 2014.

[52] Y. Lu, J. Hao et Q. Wu, «Solving the clustered traveling salesman problem via traveling salesman problem methods,» PeerJ Computer Science 8, p. 972, 2022.

[53] O. Cheikhrouhou et I. Khoufi, «A comprehensive survey on the Multiple Traveling Salesman Problem: Applications, approaches and taxonomy,» Computer Science Review, vol. 40, pp. ISSN 1574-0137, 2021.

[54] F. Goodarzian, H. S. Garjan et P. Ghasemi, «A state-of-the-art review of operation research models and applications in home healthcare,» Healthcare Analytics, vol. 4, 2023.

[55] Z. Idrus, K. R. Ku-Mahamud et A. M. Benjamin, «Waste collection vehicle routing problem benchmark datasets and case studies: A review,» Journal of Theoretical and Applied Information Technology, vol. 95, n° %15, pp. 1048-1057.

[56] W. Anuar, L. Lee, S. Pickl et H.-V. Seow, «Vehicle Routing Optimisation in Humanitarian Operations: A Survey on Modelling and Optimisation Approaches,» Intelligent Transportation Systems: Beyond Intelligent Vehicles, vol. 11, n° %12, 2021.

[57] J. Lenstra et A. Kan, «Complexity of Vehicle Routing and Scheduling Problems,» Networks 1981, vol. 11, pp. 221-227, 1981.

[58] Sukhpal et K. Kumar, «Multi-trip multi-compartment vehicle routing problem with backhauls,» International Journal of System Assurance Engineering and Management, 2023.

[59] J. Zhang, Y. Zhu, X. Li, M. Ming, W. Wang et T. Wang, «Multi-Trip Time-Dependent Vehicle Routing Problem with Split Delivery,» Mathematics 2022, vol. 10 (19): 3527, 2022.

[60] Z. Zhang, Y. Che et Z. Liang, «Split-demand multi-trip vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery in airport baggage transit,» European Journal of Operational Research, vol. 312, n° %13, pp. 996-1010, 2024.

[61] Y. Liu, Z. Qin et J. Liu, «An Improved Genetic Algorithm for the Granularity-Based Split Vehicle Routing Problem with Simultaneous Delivery and Pickup,» Mathematics, vol. 11 (5), n° %13328, 2023.

[62] Y. Wang, X. Wang, Y. Wei, Y. Sun, J. Fan et H. Wang, «Two-echelon multi-depot multi-period location-routing problem with pickup and delivery,» Computers & Industrial Engineering, vol. 182, pp. ISSN 0360-8352, 2023.

[63] O. Yazır, Ç. Koç et E. Yücel, «The multi-period home healthcare routing and scheduling problem with electric vehicles,» OR Spectrum, vol. 45, p. 853–901, 2023.

[64] E. Ozcetin et G. Ozturk, «A variable neighborhood search for Open Vehicle Routing Problem,» Concurrency Computat Pract Exper, vol. 35 (7): e7598, 2023.

[65] M. Hamid, M. Nasiri et M. Rabbani, «A mixed closed-open multi-depot routing and scheduling problem for homemade meal delivery incorporating drone and crowd-sourced fleet: A self-adaptive hyper-heuristic approach,» Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol. 120, pp. ISSN 0952-1976, 2023.

[66] T. Worawattawechai, B. Intiyot, C. Jeenanunta et W. Ferrell, «A learning enhanced golden ball algorithm for the vehicle routing problem with backhauls and time windows,» Computers & Industrial Engineering, vol. 168, pp. ISSN 0360-8352, 2022.

[67] A. Mor and M. Speranza, "Vehicle routing problems over time: a survey," Annals of Operations Research, vol. 314, no. 1, pp. 225-275, 2022.

[68] E. Boumpa, V. Tsoukas, V. Chioktour, M. Kalafati, G. Spathoulas, A. Kakarountas, P. Trivellas, P. Reklitis et G. Malindretos, «A Review of the Vehicle Routing Problem and the Current Routing Services in Smart Cities,» Analytics 2023, vol. 2, n° %11, pp. 1-16, 2022.

[69] S.-Y. Tan et W.-C. Yeh, «The Vehicle Routing Problem: State-of-the-Art Classification,» Appl. Sci. 2021, vol. 11, n° %110295, 2021.

[70] A. Gutierrez-Bonilla, MAINTENANCE SCHEDULING AND VEHICLE ROUTING OPTIMISATION WITH STOCHASTIC COMPONENTS, Troyes, 2018.

[71] M. Fisher, «Optimal solution of vehicle routing problems using minimum k-trees,» Operations research, vol. 42(4), p. 626–642, 1994.

[72] G. Nemhauser et L. Wolsey, Integer and Combinatorial Optimization, Wiley, 1988.

[73] C. Barnhart, E. L. Johnson, G. L. Nemhauser, M. P. Savelsbergh et P. H. Vance, «Branch-and-Price: Column Generation for Solving Huge Integer Programs,» Operations Research, vol. 46, pp. 316-329, 1998.

[74] F. Liu, C. Lu, L. Gui, Q. Zhang, X. Tong et M. Yuan, «Heuristics for Vehicle Routing Problem: A Survey and Recent Advances,» Optimization and Control (math.OC), pp. 1-67, 2023.

[75] G. Clarke et J. Wright, «Scheduling of Vehicle Routing Problem from a Central Depot to a Number of Delivery Points,» Operations Research, vol. 12, pp. 568-581, 1964.

[76] B. Gillett et L. Miller, «A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem,» Operations Research , vol. 22, pp. 340-349, 1974.

[77] M. Fisher et R. Jaikumar, «A generalized assignment heuristic for vehicle routing,» Networks, vol. 11, pp. 109-124, 1981.

[78] A. Novaes et O. Graciolli, «Designing multi-vehicle delivery tours in a grid-cell format,» European Journal of Operational Research, vol. 119, pp. 613-634, 1999.

[79] B. Foster et D. Ryan, «An integer programming approach to the vehicle scheduling problem,» Operational Research Quarterly, vol. 27, pp. 367-384, 1976.

[80] M. Balinski et R. Quandt, «On an integer program for a delivery program,» Operations Research, vol. 12, pp. 300-304, 1964.

[81] J. Beasley, «Route-first cluster-seconds methods for vehicle routing,» Omega, vol. 11, pp. 403-408, 1983.

[82] C. Prins, «A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem,» Computers & Operations Research , vol. 31, pp. 1985-2002, 2004.

[83] C. Prins, P. Lacomme et C. Prodhon, «Order-first split-second methods for vehicle routing problems: a review,» Transportation Research Part C, vol. 40, pp. 179-200, 2014.

[84] O. Bräysy et M. Gendreau, «Vehicle routing problem with time windows, part i: Route construction and local search algorithms.,» Transportation Science, vol. 39, n° %11, pp. 104-118, 2005.

[85] G. Laporte, «Fifty years of vehicle routing,» Transportation Science, vol. 43, n° %14, pp. 408-416, 2009.

[86] S. Irnich, B. Funke et T. Grunert, «Sequential search and its application to vehicle routing problems,» Computers & Operations Research, vol. 33, pp. 2405-2429, 2006.

[87] É. Taillard, Local Search. In: Design of Heuristic Algorithms for Hard Optimization. Graduate Texts in Operations Research, Springer, 2023.

[88] K. Helsgaun, «An effective implementation of K-opt moves for the Lin-Kernighan TSP heuristic,» European Journal of Operational Research, 2000.

[89] L. SMET et C. THOMAS, «Local Search for the Vehicle Routing Problem,» Université Catholique de Louvain, Louvain, 2016.

[90] L. Bianchi, M. Dorigo, L. M. Gambardella et W. J. Gutjahr, «A survey on metaheuristics for stochastic combinatorial optimization,» Natural Computing, vol. 8, n° %12, pp. 239-287, 2009.

[91] I. H. Osman et G. Laporte, « Metaheuristics: A bibliography,» Annals of Operations Research, vol. 63, n° %15, pp. 511-623, 1996.

[92] V. Yu, P. Anh, G. Aldy et H. Han, «A simulated annealing with variable neighborhood descent approach for the heterogeneous fleet vehicle routing problem with multiple forward/reverse cross-docks,» Expert Systems with Applications, vol. 237, n° %1121631, 2024.

[93] M. Yousefikhoshbakht et Z. Hussain, «An improved tabu search algorithm for solving heterogeneous fixed fleet open vehicle routing problem with time windows,» Alexandria Engineering Journal, vol. 64, pp. 349-363, 2023.

[94] A. El-Adle, A. Ghoniem et M. Haouari, «A variable neighborhood search for parcel delivery by vehicle with drone cycles,» Computers and Operations Research, vol. 159, n° %1106319, 2023.

[95] V. Maximo, J.-F. Cordeau et M. Nascimento, «An adaptive iterated local search heuristic for the Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem,» Computers and Operations Research, vol. 148, n° %1105954, 2022.

[96] J. Ge, X. Liu et G. Liang, «Research on vehicle routing problem with soft time windows based on hybrid tabu search and scatter search algorithm,» Computers, Materials and Continua, vol. 64 (3), pp. 1945-1958, 2020.

[97] C. Prodhon et C. Prins, «Metaheuristics for Vehicle Routing Problems,» chez Metaheuristics, Cham, Springer, 2016, pp. 407-437.

[98] P. Toth et D. Vigo, Vehicle Routing: Problems, Methods, and Applications, Philadelphia: MOS-SIAM, 2014.

[99] B. Golden, S. Raghavan et E. Wasil, The Vehicle Routing Problem: Lastest Advances and New Challenges, New York: Springer, 2008.

[100] M. Gendreau, J.-Y. Potvin, O. Bräumlaysy, G. Hasle et A. Løkketangen, Metaheuristics for the Vehicle Routing Problem and Its Extensions: A Categorized Bibliography, Boston: Springer, 2008, pp. 143-169.

[101] M. Placek, «Which modes of unattended delivery will grow fastest?,» Statista, 2022.

[102] J. Schaefer et M. Figliozzi, «Spatial accessibility and equity analysis of Amazon parcel lockers facilities,» Journal of Transport Geography, vol. 97, p. 103212, 2021.

[103] R. Luo, S. Ji et Y. Ji, «An active-learning Pareto evolutionary algorithm for parcel locker network design considering accessibility of customers,» Computers & Operations Research, vol. 141, p. 105677, 2022.

[104] M. Kahr, «Determining locations and layouts for parcel lockers to support supply chain viability at the last mile,» Omega, vol. 113, p. 102721, 2022.

[105] Y. Lin, Y. Wang, L. Lee et E. Chew, «Profit-maximizing parcel locker location problem under threshold Luce model,» Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, vol. 157, p. 102541, 2022.

[106] L. Faugere et B. Montreuil, «HYPERCONNECTED CITY LOGISTICS: SMART LOCKERS TERMINALS & LAST MILE DELIVERY NETWORKS,» International Physical Internet Conference, pp. 1-14, 2016.

[107] H. Ticha, N. Absi, D. Feillet et A. Quilliot, «Multigraph modeling and adaptive large neighborhood search for the vehicle routing problem with time windows,» Computers and Operations Research, vol. 104, pp. 113-126, 2019.

[108] R. Niemeijer et P. Buijs, «A greener last mile: Analyzing the carbon emission impact of pickup points in last-mile parcel delivery,» Renewable and Sustainable Energy Reviews , vol. 186, p. 113630, 2023.

[109] J. Lemkea, S. Iwan et J. Korczak, «Usability of the parcel lockers from the customer perspective – the research in Pilish Cities,» Transportation Research Procedia 16 , vol. 16, p. 272 – 287, 2016.

[110] E. Morganti, S. Seidel, C. Blanquart, L. Dablanc et B. Lenz, «The Impact of E-commerce on Final Deliveries: Alternative Parcel Delivery Services in France and Germany,» Transportation Research Procedia, vol. 4, pp. 178-190, 2014.

[111] L. Oliveira, E. Morganti, L. Dabalnc et R. De Oliveira, «Analysis of the potential demand of automated delivery stations for e-commerce deliveries in Belo Horizonte, Brazil,» Research in Transportation Economics, Vols. %1 sur %2ISSN 0739-8859, pp. 34-43, 2017.

[112] H. Rai, S. Verlinde et C. Macharis, «The “next day, free delivery” myth unravelled: Possibilities for sustainable last mile transport in an omnichannel environment,» International Journal of Retail & Distribution Management, vol. 47, pp. 39-54, 2019.

[113] International Post Corporation (IPC), «The IPC Cross-border E-commerce Shopper Survey 2022,» 2022. [En ligne]. Available: https://www.ipc.be/services/markets-and-regulations/cross-border-shopper-survey. [Accès le 27 Octobre 2023].

[114] Authority for Consumers and Markets, «Marktstudie last-mile pakketbezorging,» 2020. [En ligne]. Available: https://www.acm.nl/nl/publicaties/marktstudie-last-mile-. [Accès le 27 Octobre 2023].

[115] I. Mitrea, G. Zenezini, A. De Marco, F. Ottaviani, T. Delmastro et C. Botta, «Estimating e-consumers’ attitude towards parcel locker usage.,» IEEE 44th COMPSAC, pp. 1731-6, 2020.

[116] Y.-T. Tsai et P. Tiwasing, «Customers’ intention to adopt smart lockers in last-mile delivery service: A multi-theory perspective,» Journal of Retailing and Consumer Services, vol. 61, p. 102514, 2021.

[117] G. Iannaccone, E. Marcucci et V. Gatta, «What Young E-Consumers Want? Forecasting Parcel Lockers Choice in Rome,» Logistics 2021, pp. 5-57, 2021.

[118] K. Yuen, X. Wang, F. Ma et Y. Wong, «The determinants of customers’ intention to use smart lockers for last-mile deliveries,» Journal of Retailing and Consumer Services, vol. 49, pp. 316-326, 2019.

[119] M. Schnieder, C. Hinde et A. West, «Combining parcel lockers with staffed collection and delivery points: an optimization case study using real parcel delivery data (London, UK),» J Open Innov Technol MarkComplex, vol. 3, n° %17, p. 183, 2021.

[120] G. Lyu et C.-P. Teo, «Last mile innovation: the case of the locker alliance network,» Manufacturing & Service Operations Management , vol. 24, n° %15, pp. 2425-2443, 2022.

[121] G. Buzzega et S. Novellani, «Last mile deliveries with lockers: formulations and algorithms,» Soft Computing, vol. 27, p. 12843–12861, 2023.

[122] S. Schwerdfeger et N. Boysen, «concepts, Who moves the locker? A benchmark study of alternative mobile parcel locker,» Transportation Research Part C, vol. 142, pp. ISSN 0968-090X, 2022.

[123] J. El Hassani, «Livraison à domicile : Carrefour expérimente des véhicules autonomes équipés de consignes,» LSA , 05 12 2022. [En ligne]. Available: https://www.lsa-conso.fr/livraison-acarrefour-experimente-des-vehicules-autonomes-equipes-de-consignes,426359. [Accès le 30 10 2023].

[124] InPost, «Qu'est-ce qu'un casier à colis mobile ?,» InPost, 30 09 2020. [En ligne]. Available: https://inpost.pl/en/help-what-mobile-parcel-locker. [Accès le 30 10 2023].

[125] J. El Hassani, «Livraison à domicile : Carrefour expérimente des véhicules autonomes équipés de consignes,» 05 Decembre 2022. [En ligne]. Available: https://www.lsa-conso.fr/livraison-acarrefour-experimente-des-vehicules-autonomes-equipes-de-consignes,426359. [Accès le 02 Novembre 2023].

[126] K. Kistler, «Electronic Parcel Lockers: Are They the Best Package Management System for Your Property?,» 2023. [En ligne]. Available: https://butterflymx.com/blog/electronic-parcel-lockers/. [Accès le 02 Novembre 2023].

[127] C. Archetti, M. Savelsbergh et M. G. Speranza, «The Vehicle Routing Problem with Occasional Drivers,» European Journal of Operational Research, vol. 254, n° %12, pp. 472-480, 2016.

[128] H. Buldeo Rai, S. Verlinde, J. Merckx et C. Macharis, «Crowd logistics: An opportunity for more sustainable urban freight transport?,» European Transport Research Review, vol. 9, n° %13, pp. 1-13, 2017.

[129] G. Macrina, L. D. P. Pugliese, F. Guerriero et G. Laporte, «Crowd-shipping with time windows and transshipment nodes,» Computers & Operations Research, vol. 113, p. 104806, 2020.

[130] V. F. Yu, M. P. K. Nguyen, K. Putra, A. Gunawan et I. Dharma, «The Two-Echelon Vehicle Routing Problem with Transshipment Nodes and Occasional Drivers: Formulation and Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic,» Journal of Advanced Transportation, pp. 1-23, 2022.

[131] S. S. Mohri, H. Ghaderi, N. Nassir et R. G. Thompson, «Crowdshipping for sustainable urban logistics: A systematic review of the literature,» Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, vol. 178, pp. ISSN 1366-5545, 2023.

[132] United Nations Human Settlements Programme, «World Cities Report 2022: Envisaging the Future of Cities,» Nairobi, Kenya, 2022.

[133] P. CHRISTIDIS et N. IBAÑEZ, «Measuring road congestion,» Publications Office of the European Union , Luxembourg, 2012.

[134] D. A. Hensher, «Tackling road congestion – What might it look like in the future under a collaborative and connected mobility model?,» Transport Policy, vol. 66, pp. A1-A8, 2018.

[135] P. Stopher, «Reducing road congestion: a reality check,» Transport Policy, vol. 11, n° %12, pp. 117-131, 2004.

[136] A. Fernández Gil, E. Lalla-Ruiz, M. Gómez Sánchez et C. Castro, «A Review of Heuristics and Hybrid Methods for Green Vehicle Routing Problems considering Emissions,» Journal of Advanced Transportation, vol. 2022, n° %15714991, 2022.

[137] S. Sabet et B. Farooq, «Green Vehicle Routing Problem: State of the Art and Future Directions,» IEEE Access, vol. 10, pp. 101622 - 101642, 2022.

[138] Z. Liu, Y. Chen et J. Qin, «The pollution-routing problem with one general period of congestion,» Journal of Modelling in Management, vol. 18, n° %15, pp. 1529 - 1560, 2023.

[139] T. Lyons et N. C. McDonald, «Last-Mile Strategies for Urban Freight Delivery: A Systematic Review in Transportation Research Record,» Transportation Research Record, vol. 2677, n° %11, pp. 1141 - 1156, 2023.

[140] N. Boysen, D. Briskorn, S. Fedtke et S. Schwerdfeger, «Drone delivery from trucks: drone scheduling,» Networks, vol. 72, p. 506–527, 2018.

[141] X.-X. Ren, H.-M. Fan, M.-X. Bao et H. Fan, «The time-dependent electric vehicle routing problem with drone and synchronized mobile battery swapping,» Advanced Engineering Informatics, vol. 57, 2023.

[142] DHS, «Trend Overview: Drones,» 2020. [En ligne]. Available: https://www.dhl.com/global-en/home/insights-and-innovation/thought-leadership/trend-reports/drones-logistics.html. [Accès le 31 Octobre 2023].

[143] Drone Industry Insights, «Drone Industry Barometer,» 31 Aout 2022. [En ligne]. Available: https://droneii.com/project/drone-industry-barometer. [Accès le 31 Octobre 2023].

[144] A. Samet, «Drone Delivery: What it is and what it means for retailers,» 24 Octobre 2023. [En ligne]. Available: https://www.insiderintelligence.com/insights/drone-delivery-services/. [Accès le 31 Octobre 2023].

[145] Amazon, «Amazon Prime Air prepares for drone deliveries,» 13 Juin 2022. [En ligne]. Available: aboutamazon.com/news/transportation/amazon-prime-air-prepares-for-drone-deliveries. [Accès le 31 Octobre 2023].

[146] Ecommerce News Europe, «Amazon launches drone delivery in Europe,» 24 Octobre 2023. [En ligne]. Available: https://ecommercenews.eu/amazon-launches-drone-delivery-in-europe/. [Accès le 31 Octobre 2023].

[147] Amazon, «Amazon is launching ultra-fast drone deliveries in Italy, the UK, and a third location in the U.S.,» 18 Octobre 2023. [En ligne]. Available: https://www.aboutamazon.com/news/operations/amazon-prime-air-drone-delivery-updates. [Accès le 31 Octobre 2023].

[148] UPS, «UPS étend son service de drones médicaux à l'Université de Californie San Diego Health,» 1 Mai 2022. [En ligne]. Available: https://about.ups.com/ca/fr/newsroom/press-releases/innovation-driven/ups-expands-medical-drone-service-to-university-of-california-san-diego-health.html. [Accès le 31 Octobre 2023].

[149] Fierce healthcare, «CVS, UPS join forces on drone delivery,» 21 Octobre 2019. [En ligne]. Available: https://www.fiercehealthcare.com/finance/cvs-ups-join-forces-drone-delivery. [Accès le 31 Octobre 2023].

[150] G. Macrina, L. Pugliese, F. Guerriero et G. Laporte, «Drone-aided routing: A literature review,» Transportation Research Part C, vol. 120, 2020.

[151] W. Yoo et E. Yu, «Drone delivery: Factors affecting the public's attitude and intention to adopt,» Telematics and Informatics, vol. 35 (6), pp. 1687-1700, 2018.

[152] Amazon UK , «Amazon.co.uk,» 18 Octobre 2023. [En ligne]. Available: https://www.facebook.com/photo/?fbid=719532690204045&set=pcb.719532880204026. [Accès le 30 Octobre 2023].

[153] N. F. S. &. S. S. Boysen, «Last-mile delivery concepts: a survey from an operational research perspective.,» OR Spectrum, vol. 43, p. 1–58, 2021.

[154] Starship Technologies, «Factsheet starship delivery robot,» 2015. [En ligne]. Available: https://www.post.ch/-/media/post/ueber-uns/.../2017/factsheet-lieferroboter.pdf. [Accès le 02 Novembre 2023].

[155] FAA , « Fact sheet—Small unmanned aircraft regulations (Part 107).,» FAA website, 2018. [En ligne]. Available: https://www.faa.gov/news/fact_sheets/news_story.cfm?newsId=22615. [Accès le 02 Novembre 2023].

[156] N. Boysen, S. Schwerdfeger et F. Weidinger, «Scheduling last-mile deliveries with truck-based autonomous robots,» Eur J Oper Res , vol. 271, n° %110.1016/j.ejor.2018.05.058, pp. 1085-1099, 2018.

[157] Y. Wu, Z. Niu et Z. Li, «Picking Path Planning of Container Robots Based on Improved Genetic Algorithm,» Journal of System Simulation, vol. 35, n° %15, pp. 1086-1097, 2023.

[158] R. Zaghdoud, M. Amara et K. Ghedira, «Improved Particle Swarm Approach for Dynamic Automated Guided Vehicles Dispatching,» International Journal of Advanced Computer Science and Applications, vol. 13, n° %16, pp. 367-376, 2022.

[159] K. Kloster, M. Moeini, D. Vigo et O. Wendt, «The multiple traveling salesman problem in presence of drone- and robot-supported packet stations,» European Journal of Operational Research, vol. 305, n° %12, pp. 630-643, 2023.

[160] Starship Technologies, « Starship Technologies launches pilot program with Domino's Pizza Enterprises,» 2017. [En ligne]. Available: https://www.starship.xyz/press_releases/starship-technologies-launches-pilot-program-with-dominos-pizza-enterprises/. [Accès le 02 Novembre 2023].

[161] DHL, «NEW DELIVERY ROBOT HELPS MAIL CARRIERS MAKE THEIR ROUNDS,» 04 Octobre 2017. [En ligne]. Available: https://www.dhl.com/global-en/home/press/press-archive/2017/new-delivery-robot-helps-mail-carriers-make-their-rounds.html. [Accès le 02 Novembre 2023].

[162] G. Roberts, «DPD expands robot delivery service after successful trial,» 03 Julliet 2022. [En ligne]. Available: https://www.fleetnews.co.uk/news/latest-news/2023/07/03/robot-deliveries-to-be-rolled-out-to-uk-towns-and-cities#:~:text=DPD%20intends%20to%20expand%20autonomous,starting%20with%20Raunds%20in%20Northamptonshire.. [Accès le 02 Novembre 2023].

[163] L. Dormehl, «Amazon's Scout delivery bots are rolling out in two new cities.,» Digitaltrends website, 2020. [En ligne]. Available: https://www.digitaltrends.com/news/amazon-scout-franklin-atlanta/. [Accès le 02 Novembre 2023].

[164] S. Wray, «Up to 2,000 Uber Eats delivery robots to roll out in US cities,» 01 Juin 2023. [En ligne]. Available: https://cities-today.com/up-to-2000-uber-eats-delivery-robots-to-roll-out-in-us-cities/. [Accès le 02 Novembre 2023].

[165] M. Simon et A. Pardes, «The Prime Challenges for Amazon's New Delivery Robot,» 23 Janvier 2019. [En ligne]. Available: https://www.wired.com/story/amazon-new-delivery-robot-scout/. [Accès le 02 Novembre 2023].

[166] M. Simon, «San Francisco Just Put the Brakes on Delivery Robots,» 06 Decembre 2017. [En ligne]. Available: https://www.wired.com/story/san-francisco-just-put-the-brakes-on-delivery-robots/. [Accès le 02 Novembre 2023].

[167] WITN, «ECU food delivery robots damaged; students and police denounce vandals,» 21 Février 2023. [En ligne]. Available: https://www.witn.com/video/2023/02/21/ecu-food-delivery-robots-damaged-students-police-denounce-vandals/. [Accès le 06 Novembre 2023].

[168] L. Papadopoulos, «Interesting Engineering,» 20 Aout 2023. [En ligne]. Available: https://interestingengineering.com/innovation/food-delivery-robots-are-being-robbed-in-the-us. [Accès le 06 Novembre 2023].

[169] V. Chirala, K. Sundar, S. Venkatachalam, J. Smereka et S. Kassoumeh, «Heuristics for Multi-Vehicle Routing Problem Considering Human-Robot Interactions,» IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, vol. 8, n° %15, pp. 3228-3238, 2023.

[170] S. Zhu, H. Wang, X. Zhang, X. He et Z. Tan, «A decision model on human-robot collaborative routing for automatic logistics,» Advanced Engineering Informatics, vol. 53, 2022.

[171] S. Srinivas, S. Ramachandiran et S. Rajendran, «Autonomous robot-driven deliveries: A review of recent developments and future directions,» Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, vol. 165, 2022.

[172] La Poste Groupe, «Grenoble : des colis livrés en vélo cargo,» 06 Avril 2022. [En ligne]. Available: https://www.lapostegroupe.com/fr/actualite/contribuer-au-respect-de-la-planete. [Accès le 06 Novembre 2023].

[173] F. Arnold, I. Cardenas, K. Sörensen et D. W., «Simulation of B2C e-commerce distribution in Antwerp using cargo bikes and delivery points,» Eur Transp Res Rev, vol. 10, n° %12, 2018.

[174] A. Anderluh, V. Hemmelmayr et P. Nolz, «Synchronizing vans and cargo bikes in a city distribution network.,» Cent Eur J Oper Res, vol. 25, p. 345–376, 2017.

[175] G. Schliwa, R. Armitage, S. Aziz, J. Evans et J. Rhoades, «Sustainable city logistics: making cargo cycles viable for urban freight transport,» Res Transp Bus Manag, vol. 15, pp. 50-57, 2015.

[176] F. Mühlbauer et P. Fontaine, «A parallelised large neighbourhood search heuristic for the asymmetric two-echelon vehicle routing problem with swap containers for cargo-bicycles,» European Journal of Operational Research, vol. 289, n° %12, pp. 742-757, 2021.

[177] C. A. Gonzalez-Calderon, J. J. Posada-Henao, C. A. Granada-Muñoz, D. P. Moreno-Palacio et G. Arcila-Mena, «Cargo bicycles as an alternative to make sustainable last-mile deliveries in Medellin, Colombia,» Case Studies on Transport Policy, vol. 10, n° %12, pp. 1172-1187, 2022.

[178] M. Kubra et H. Yaman, «The Vehicle Routing Problem with Access Restrictions,» Applications - OR and Management Sciences, Production and Logistics, Transportation, p. 29, 2023.

[179] P. Fontaine, «The vehicle routing problem with load-dependent travel times for cargo bicycles,» European Journal of Operational Research, vol. 300, n° %13, pp. 1005-1016, 2022.

[180] A. Anderluh, V. C. Hemmelmayr et P. C. Nolz, Sustainable Logistics With Cargo Bikes-Methods and Applications dans Sustainable Transportation and Smart Logistics: Decision-Making Models and Solutions, Elsevier, 2018, pp. 207 - 232.

[181] W. Wang et J. Zhao, «Partial linear recharging strategy for the electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations,» European Journal of Operational Research, vol. 308, n° %12, pp. 929-948, 2023.

[182] Y.-R. Duan, Y.-S. Hu et P. Wu, «An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Electric Vehicle Routing Problems with Time Windows and Recharging Strategies,» Journal of Advanced Transportation, vol. 2023, n° %11200526, 2023.

[183] B. Zhou et Z. Zhao, «Multi-objective optimization of electric vehicle routing problem with battery swap and mixed time windows,» Neural Computing and Applications, vol. 34, n° %110, pp. 7325 - 7348, 2022.

[184] N. MUNDLE, «Battery swapping tech in electric trucks for last-mile delivery,» 27 Julliet 2023. [En ligne]. Available: https://www.inceptivemind.com/battery-swapping-tech-electric-trucks-last-mile-delivery/32189/. [Accès le 06 Novembre 2023].

[185] T. Erdelić et T. Carić, «A Survey on the Electric Vehicle Routing Problem: Variants and Solution Approaches,» Journal of Advanced Transportation, vol. 2019, n° %15075671, p. 48, 2019.

[186] H. S. X. R. T. Qin et Z. Luo, « A review on the electric vehicle routing problems: Variants and algorithms,» Front. Eng. Manag, vol. 8, p. 370–389 , 2021.

[187] Y. Xiao, Y. Zhang, I. Kaku, R. Kang et X. Pan, «Electric vehicle routing problem: A systematic review and a new comprehensive model with nonlinear energy recharging and consumption,» Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 151, n° %1111567, 2021.

[188] G. Perboli, R. Tadei and D. Vigo, "The two-echelon capacitated vehicle routing : Models and math-based heuristics," Transportation Science, vol. 45, no. 3, p. 364–380, 2009.

[189] N. Sluijk, A. Florio, J. Kinable, N. Dellaert and T. Van Woensel, "Two-echelon vehicle routing problems: A literature review," European Journal of Operational Research , vol. 304, p. 865–886, 2023.

[190] M. Drexl, "Synchronization in vehicle routing a survey of vrps with multiple synchronization constraints," Transportation Science, vol. 46, p. 297–316, 2012.

[191] H. Wang, J. Chen et M. Bai, «European Journal of Operational Research,» Two-echelon vehicle routing problem with satellite bi-synchronization., vol. 288, p. 775–793, 2021.

[192] S. Mirhedayatian, T. Crainic, M. Guajardo et S. Wallace, «A two-echelon location-routing problem with synchronisation.,» Journal of the Operational Research Society, vol. 72, n° %11, p. 145–160, 2019.

[193] C. Prodhon, «Le problème de localisation-routage, [PhD Thesis],» Troyes, 2006.

[194] P. Grangier, M. Gendreau, F. Lehuédé et L.-M. Rousseau, «An adaptive large neighborhood search for the two-echelon multiple trip vehicle routing problem with satellite synchronization.,» European Journal of Operational Research, vol. 254, n° %11, p. 80–91, 2016.

[195] M. Savelsbergh, «Local search in routing problems with time windows.,» Annals of operations research, vol. 4, p. 285–305, 1985.

[196] D. Dumez, C. Tilk, S. Irnich, Lehuèdé, O. K. F. et O. Péton, «A matheuristic for a 2-echelon vehicle routing problem with capacitated satellites and reverse flows.,» European Journal of Operational Research, vol. 305, n° %11, p. 64–84, 2023.

[197] H. Li, J. Yuan, T. Lv et X. Chang, «The two-echelon time constrained vehicle routing problem in linehaul-delivery systems considering carbon dioxide emissions.,» Transportation Research Part D: Transport and Environment, vol. 49, p. 231–245, 2016.

[198] A. Anderluh, P. Nolz, V. Hemmelmayr et T. Crainic, «Multi objective optimization of a two-echelon vehicle routing problem with vehicle synchronization and ‘grey zone’ customers arising in urban logistics.,» European Journal of 36 Operational Research, vol. 289, pp. 940-968, 2021.

[199] A. Anderluh, R. Larsen, V. Hemmelmayr et P. Nolz, «Impact of travel time uncertainties on the solution cost of a two-echelon vehicle routing problem with synchronization.,» Flexible Services and Manufacturing Journal, vol. 32, n° %14, p. 806–828, 2020.

[200] K. Bala, D. Brcanov et N. Gvozdenovic, «Two-echelon location routing synchronized with production schedules and time windows.,» Cent Eur J Oper Res, vol. 25, p. 525–543, 2017.

[201] H. Li, M. Bai, Wang et J. H. H., «The Truck Routing and Aircraft Assignment Problem with Time Windows.,» Paper presented at the 19th COTA International Conference of Transportation Professionals, July 2019.

[202] C. Karademir, B. Alves Beirigo, R. Negenborn et B. Atasoy, «Two-echelon Multi-trip Vehicle Routing Problem with Synchronization for An Integrated Water- and Land-based Transportation System.,» Paper presented at the HEART 2022:10th Symposium of the European Assosiation for Research in Transportation, 2022.

[203] J. Schmidt, C. Tilk et S. Irnich, «Using public transport in a 2 echelon last-mile delivery network.,» European Journal of Operational Research 25, 2022.

[204] L. Vu, D. Vu, M. H`a et V.-P. Nguyen, «The two-echelon routing problem with truck and drones.,» International Transactions in Operational Research, vol. 29, n° %15, p. 2968–2994, 2022.

[205] H. Li, H. Wang, J. Chen et M. Bai, «Two-echelon vehicle routing problem with time windows and mobile satellites.,» Transportation Research Part B: Methodological, vol. 138, n° %15, p. 179–201, 2020.

[206] H. Sutrisno et C.-L. Yang, «A two-echelon location routing problem with mobile satellites for last-mile delivery: Mathematical formulation and clustering-based heuristic method.,» Annals of Operations Research, vol. 323, n° %11, p. 203–228, 2023.

[207] N. Dellaert, T. Woensel, T. Crainic et F. Saridarq, «A multi-commodity two-echelon capacitated vehicle routing problem with time windows: Model formulations and solution approach.,» Computers & Operations Research, vol. 127, n° %11, p. 0305–0548, 2021.

[208] G. Marques, R. Sadykov, J.-C. Deschamps et R. Dupas, «A branch-cut-and price approach for the single-trip and multi-trip two-echelon vehicle routing problem with time windows.,» Transportation Science, vol. 56, n° %16, p. 1598–1617, 2022.

[209] Y. Wang, Q. Li, X. Guan, M. Xu, Y. Liu et H. Wang, «Two echelon collaborative multi-depot multi-period vehicle routing problem.,» Expert Systems with Applications, vol. 167, p. 114201, 2021.

[210] Y. Wang, Y. YUAN, X. GUAN, M. Xu, L. WANG, H. Wang et Y. Liu, «Collaborative two-echelon multicenter vehicle routing optimization based on state–space–time network representation.,» Journal of Cleaner Production, vol. 258, p. 120590, 2020.

[211] R. Soares, A. Marques, P. Amorim et S. Parragh, «Synchronisation in vehicle routing: Classification schema, modelling framework and literature review,» European Journal of Operational Research, vol. 167, p. 0377–2217, 2023.

[212] A. Mourad, «The synchronization of shared mobility flows in urban environments, [PhD Thesis],» Paris, 2019.

[213] D. Enthoven, B. Jargalsaikhan, K. Roodbergen, M. hetBroek et A. Schrotenboer, «The two-echelon vehicle routing problem with covering options: City logistics with cargo bikes and parcel lockers,» Computers & Operations Research, vol. 118, p. 1049109, 2020.

[214] A. Redi, P. Jewpanya, A. Kurniawan, S. Persada, R. Nadlifatin et O. Dewi, «A simulated annealing algorithm for solving two-echelon vehicle routing problem with locker facilities.,» Algorithms 2020, vol. 13, p. 218, 2020.

[215] M. Leyerer, M.-O. Sonneberg, M. Heumann et M. Breitner, «Shortening the last mile in urban areas: Optimizing a smart logistics concept for e-grocery operations.,» Smart Cities 2020, vol. 3, p. 585–603, 2020.

[216] D. Liu, Z. Deng, W. Zhang, Y. Wang et E. Kaisar, «Design of sustainable urban electronic grocery distribution network.,» Alexandria Engineering Journal, vol. 60, n° %11, p. 145–157, 2021.

[217] K. Govindan, A. Jafarian, R. Khodaverdi et K. Devika, «Two-echelon multiple-vehicle location–routing problem with time windows for optimization of sustainable supply chain network of perishable food,,» International Journal of Production Economics,, vol. 152, pp. 9-28, 2014.

[218] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal et T. Meyarivan, «A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,» IEEE Transactions on Evolutionary Computation, pp. 182-197, 2002.

[219] A. Santos, A. Viana et J. Pedroso, «2-echelon last-mile delivery with lockers and occasional couriers.,» Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, vol. 162, n° %11, p. 1366–5545, 2022.

[220] B. Ma, Y. Wong et C.-C. Teo, «Parcel self-collection for urban last-mile deliveries: A review and research agenda with a dual operations-consumer perspective.,» Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, vol. 16, n° %1100719, 2022.

[221] Y. Lee, V. Charitopoulos, K. Thyagarajan, I. Morris, J. M. Pinto et L. G. Papageorgiou, «Integrated production and inventory routing planning of oxygen supply chains,» Chemical Engineering Research and Design, vol. 186, n° %1ISSN 0263-8762, pp. 97-111, 2022.

[222] R. Xu, S. Li et J. Wu, «Multi-Trip Vehicle Routing Problem with Time Windows and Resource Synchronization on Heterogeneous Facilities,» Systems 2023, vol. 11, n° %18, p. 2023, 2023.

[223] X. Shen, H. Pan, Z. Ge, W. Chen, L. Song et S. Wang, «Energy-Efficient Multi-Trip Routing for Municipal Solid Waste Collection by Contribution-Based Adaptive Particle Swarm Optimization,» Complex System Modeling and Simulation, vol. 3, n° %13, pp. 202-2019, 2023.

[224] M. Khorsi, S. K. Chaharsooghi, A. Husseinzadeh Kashan and A. Bozorgi-Amiri, "Solving the humanitarian multi-trip cumulative capacitated routing problem via a grouping metaheuristic algorithm," Annals of Operations Research, vol. 319, no. 1, pp. 173-210, 2022.

[225] J. Cheng, Y. Gao, Y. Tian et H. Liu, «GA-LNS Optimization for Helicopter Rescue Dispatch,» IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, vol. 8, n° %17, pp. 3898-3912, 2023.

[226] Y. Yu, J. Tang, Y. Zhang, P. Yang et J. Li, «Reducing carbon emissions with multitrip vehicle mode,» Transportation Research Record, vol. 2467, pp. 149-156, 2014.

[227] S. Hashemi, M. Salari et M. Ranjbar, «Multi-trip open vehicle routing problem with time windows: A case study,» International Journal of Industrial Engineering : Theory Applications and Practice, vol. 27, n° %11, pp. 37-57, 2020.

[228] T. Crainic, N. Ricciardi et G. Storchi, «Models for evaluating and planning city logistics systems,» Transportation Science, vol. 43, n° %1(4), pp. 432-454, 2009.

[229] P. A. Rubin, «Heuristic Solution Procedures for a Mixed-Integer Programming Discriminant Model,» Managerial and Decision Economics, Special Issue: Linear Programming Methods for Discriminant Analysis, vol. 11 (4), pp. 255-266, 1990.

[230] G. Codato et M. Fischetti, «Combinatorial Benders' Cuts for Mixed-Integer Linear Programming,» Operations Research, vol. 54 (4), pp. 756-766, 2006.

[231] M. Solomon, «Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problem with time Window Constraints,» Operations Research, vol. 35, pp. 254-265, 1987.

[232] L. Almeida, F. Goerlandt, R. Pelot et K. Sorensen, «A greedy randomized adaptive search procedure (grasp) for the multi-vehicle prize collecting arc routing for connectivity problem,» Computers & Operations Research, vol. 143, 2022.

[233] M. Bruglieri, D. Ferone, P. Festa et O. Pisacane, «Grasp with penalty objective function for the green vehicle routing problem with private capacitated stations,» Computers & Operations Research, vol. 143, 2022.

[234] T. A. Feo et M. G. Resende, «A probabilistic heuristic for a computationally difficult set covering problem,» Operations Research Letters, vol. 8, n° %12, pp. 67-71, 1989.

[235] T. Feo et M. Resende, «Greedy Randomized Adaptive Search Procedures,» Journal of Global Optimization, vol. 6, pp. 109-134, 1995.

[236] M. Laguna, R. Marti, A. Martínez-Gavara, S. Perez-Pelo et M. Resende, «20 years of Greedy Randomized Adaptive Search Procedures with Path Relinking.,» Computer Science, 2023.

[237] P. Festa et M. Resende, «An annotated bibliography of GRASP,» Trans. Op. Res. , vol. 16, pp. 1-172, 2009.

[238] M. Resende et C. Ribeiro, A GRASP with path relinking: Recent advances and applications in Ibaraki, T., Nobobe, K., Yagiura, M. Metaheuristics: Progress as Real Problem Solvers, Boston, MA: Springer , 2005, pp. 29-63.

[239] A. Duarte, C. Ribeiro, S. Urrutia et E. Haeusler, «Referee assignment in sports leagues,» Lect. Not. Comp. Sci. , vol. 3867, pp. 158-173, 2007.

[240] A. Duarte, C. Ribeiro et S. Urrutia, «A hybrid ILS heuristic to the referee assignment problem with an embedded MIP strategy,» Lec. Not. Comput. Sci. , vol. 4771, pp. 82-95, 2007.

[241] M. Nascimento, M. Resende et F. Toledo, «GRASP with path relinking for the multi-plant capacitaded plot sizing problem,» Euro. J. Oper. Res. , vol. 200, n° %13, pp. 747-754, 2010.

[242] M. Fisher, «An application oriented guide to Lagrangian relaxation,» Interfaces, vol. 15, pp. 399-404, 1985.

[243] R. Rahmaniani, T. G. Crainic, M. Gendreau et W. Rei, «The Benders decomposition algorithm: A literature review,» European Journal of Operational Research, vol. 259, n° %13, pp. 801-817, 2017.

[244] S. Irnich, B. Funke et T. Grunert, «Sequential search and its application to vehicle routing problems,» Computers & Operations Research, vol. 33, p. 2405–2429, 2006.

[245] R. Masson, F. Lehuédé et O. Péton, «Efficient feasibility testing for request insertion in the pickup and delivery problem with transfers,» Operations Research Letters, vol. 41, n° %13, pp. 211-15, 2013.

[246] F. Bouchaouir, Y. Dentinger et O. Englender, Gestion de projet: 50 outils pour agir, 4e édition, Paris: Vuibert, 2017.

[247] S. Iwan, K. Kijewska et J. Lemke, «Analysis of Parcel Lockers' Efficiency as the Last Mile Delivery Solution – The Results of the Research in Poland,» Transportation Research Procedia, vol. 12, pp. 644-655, 2016.

[248] F. Edgeworth, Mathematical Psychics: An Essay on the Application of Mathematics to the Moral Sciences., London: C. Neagan Paul and Co, 1881.

[249] V. Pareto, Cours d'économie politique, Rouge, Lausanne, Switzerland, 1896.

[250] C. Hwang et A. Masud, «Multiple objective decision making-methods and applications: A state-of-the-art survey,» Lectures Notes in Economics and Mathematical Systems, vol. 164, 1979.

[251] J. Ryu, S. Kim et H. Wan, «Pareto front approximation with adaptive weighted sum method in multiobjective simulation optimization.,» Proceedings of the 2009 Winter Simulation Conference (WSC), pp. 623-633, 2009.

[252] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal et T. Meyarivan, «A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,» IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 6, n° %12, pp. 182-197, 2002.

[253] D. A. Van Veldhuizen et G. B. Lamont, «Multiobjective evolutionary algorithms: Analyzing the state-of-the-art.,» Evolutionary Computation, vol. 8, n° %12, pp. 125-147, 2000.

[254] K. Amine, «Multiobjective Simulated Annealing: Principles and Algorithm Variants,» Advances in Operations Research Volume 2019, vol. 1, n° %11, 2019.

[255] C. Audet, J. Bigeon, D. Cartier, S. Le Digabel et L. Salomon, «Performance indicators in multiobjective optimization,» European Journal of Operational Research, vol. 292, n° %12, pp. 397-422, 2021.

[256] D. Van Veldhuizen, «Multiobjective evolutionary algorithms: classifications, analyses, and new innovations,» School of Engineering of the Air Force Institute of Technology, Dayton, Ohio, 1999.

[257] C. A. C. Coello, G. B. Lamont et D. A. Van Veldhuizen, Evolutionary Algorithms for Solving Multi-Objective Problems, New York: Springer New York, NY, 2007.

[258] S. Sayın, «Measuring the quality of discrete representations of efficient sets in multiple objective mathematical programming.,» Mathematical Programming, vol. 87, n° %13, p. 543–560, 2000.

[259] N. Riquelme, C. Von Lucken et B. Benjamin, «Performance metrics in multi-objective optimization,» XLI Latin American Computing Conference (CLEI), 2015 .

[260] A. Custodio, J. Madeira, A. Vaz et L. Vicente, «Direct multisearch for multiobjective optimization,» Computational Technology Reviews, vol. 21, n° %13, pp. 1109-1140, 2011.

[261] J. R. Schott, «Fault tolerant design using single and multicriteria genetic algorithm optimization. Thèse de doctorat,» Massachusetts Institute of Technology, Massachusetts , 1995.

[262] A. Amini et R. Tavakkoli-Moghaddam, «A bi-objective truck scheduling problem in a cross-docking center with probability of breakdown for trucks,» Compt. Ind. Eng., vol. 96, pp. 180-191, 2016.

[263] A. Goodarzi, N. Nahavandi et S. Zegordi, «A multi-objective imperialist competitivealgorithm for vehicle routing problem in crossdocking networks with time windows,» J. Ind/ Sys. Eng., vol. 11, n° %11, pp. 1-23, 2018.

[264] A. Heidari, D. Imani et M. Khalilzadeh, «Green two-echelon closed and open location-routing problem: application of NSGA-II and MOGWO metaheuristic approaches,» Environ Dev Sustain, vol. 25, p. 9163–9199, 2023.

[265] M. R. Singh, M. Singh, S. S. Mahapatra et N. Jagadev, «Particle swarm optimization algorithm embedded with maximum deviation theory for solving multi-objective flexible job shop scheduling problem.,» The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 85, n° %19, pp. 2353-2366, 2016.

[266] F. Jolai, H. Asef, M. Rabiee et P. Ramezani, «Bi-objective simulated annealing approaches for no-wait two-stage fexible fow shop scheduling problem,» Scientia Iranica, vol. 20, n° %13, p. 861–872, 2013.

[267] A. A. García-León, S. Dauzere-Peres et Y. Mati, «An efficient Pareto approach for solving the multi-objective flexible job-shop scheduling problem with regular criteria.,» Computers and Operations Research, vol. 108, pp. 187-200, 2019.

[268] R. Niemeijer et P. Buijs, «A greener last mile: Analyzing the carbon emission impact of pickup points in last-mile parcel delivery,,» Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 186, n° %1113630, 2023.

[269] L. Faugere et B. Montreuil, «HYPERCONNECTED CITY LOGISTICS: SMART LOCKERS TERMINALS & LAST MILE DELIVERY NETWORKS,» chez 3rd International Physical Internet Conference, Atlanta, USA, 2016.

[270] X. Liang, N. W. Wang, M. Zhang et B. Jiang, «Bi-objective multi-period vehicle routing for perishable goods delivery considering customer satisfaction,» Expert Systems With Applications, vol. 220, 2023.

[271] D. Dumez, F. Lehuédé et O. Péton, «A large neighborhood search approach to the vehicle routing problem with delivery options,» Transportation Research Part B, vol. 144, pp. 103-132, 2021.

[272] N. Pourmohammadreza et M. Jokar, «A Novel Two-Phase Approach for Optimization of the Last-Mile Delivery Problem with Service Options,» Sustainability, vol. 15, 2023.

[273] Guerriero, F., R. Surace, V. Loscrí et E. Natalizio, «A multi-objective approach for unmanned aerial vehicle routing problem with soft time windows constraints,» Applied Mathematical Modelling, vol. 38, pp. 839-852, 2014.

[274] Q. Wang, H. Li, D. Wang, T. Cheng et Y. Yin, «Bi-objective perishable product delivery routing problem with stochastic demand,» Computers & Industrial Engineering, vol. 175, 2023.

[275] N. Tao, G. Tao et Z. Pengb, «Disruption management strategy of terminal logistics under accidental travel time delay based on prospect theory,» Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, vol. 37, n° %16, pp. 8371-8379, 2019.

[276] X. Ren, X. Jiang, L. Ren et L. Meng, «A multi-center joint distribution optimization model considering carbon emissions and customer satisfaction.,» Math Biosci Eng., pp. 683-706, 2023.

[277] B. Yue, J. Ma, J. Shi et J. Yang, «A Deep Reinforcement Learning-Based Adaptive Search for Solving Time-Dependent Green Vehicle Routing Problem,» IEEE Access, vol. 12, pp. 33400-33419, 2024.

[278] B. Liu, J. Tang et Y. Yu, «A sweep-heuristic algorithm combined with partition of time and district for large-scale vehicle routing and scheduling problem of pickup and delivery of customers to airport,» 2010 IEEE Fifth International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications (BIC-TA), pp. 285-290, 2010.

[279] M. Mazinani, R. Tavakkoli-Moghaddam et A. Bozorgi-Amiri, «A Multi-objective Cash-in-transit Pollution-location-routing Problem Based on Urban Traffic Conditions,» International Journal of Engineering, Transactions B: Applications, vol. 36, n° %12, pp. 299-310, 2023.

[280] M. Afshar-Bakeshloo, A. Mehrabi, H. Safari, M. Maleki et F. Jolai, «A green vehicle routing problem with customer satisfaction criteria,» Journal of Industrial Engineering International, vol. 12, p. 529–544, 2016.

[281] Statista Research Department, «Transportation emissions worldwide Statistics & facts,» 31 Aout 2023. [En ligne]. Available: https://www.statista.com/topics/7476/transportation-emissions-worldwide/#topicOverview. [Accès le 07 Novembre 2023].

[282] European Environment Agency, «Greenhouse gas emissions from transport in Europe,» 24 Octobre 2023. [En ligne]. Available: https://www.eea.europa.eu/en/analysis/indicators/greenhouse-gas-emissions-from-transport. [Accès le 07 Novembre 2023].

[283] N. Tsanakas, Emission estimation based on traffic models and measurements, Norrkoping, Sweden: Linkoping Studies in Science and Technology. Thesis No. 1835, 2019.

[284] European Environment Agency, «Explaining road transport emissions: a non-technical guide,» Luxembourg: Publications Office of the European Union, Luxembourg, 2016.

[285] European Environment Agency, «Premature deaths due to exposure to fine particulate matter in Europe,» 25 Novembre 2022. [En ligne]. Available: https://www.eea.europa.eu/en/analysis/indicators/health-impacts-of-exposure-to#:~:text=Air%20pollution%20is%20a%20major,particulate%20matter%20(PM2.5).. [Accès le 07 Novembre 2023].

[286] M. K. N. Keller, «ARTEMIS Road Emission ModelModel Description,» EU project ARTEMIS deliverable 13, 2007.

[287] M. Figliozzi, «Vehicle Routing Problem for Emissions Minimization,» Transportation Research Record, vol. 2197, n° %11, pp. 1-7, 2010.

[288] T. Bektaş et G. Laporte, «The Pollution-Routing Problem,» Transportation Research Part B: Methodological, vol. 45, n° %18, pp. 1232-1250, 2011.

[289] P. Xujin, L. Xulong et H. Guanghua, «An improved optimization algorithm for a multi-depot vehicle routing problem considering carbon emissions,» Environmental Science and Pollution Research, vol. 29, p. 54940–54955, 2022.

[290] S. Wang, C. Han, Y. Yu, M. Huang, W. Sun et I. Kaku, «Reducing Carbon Emissions for the Vehicle Routing Problem by Utilizing Multiple Depots,» Sustainability 2022, vol. 14, n° %11264, 2022.

[291] O. Kabadurmus et M. Erdogan, «A green vehicle routing problem with multi-depot, multi-tour, heterogeneous fleet and split deliveries: a mathematical model and heuristic approach,» J Comb Optim, vol. 45, n° %189, 2023.

[292] H. Ouhader et M. El Kyal, «Collaborative location routing problem for sustainable supply chain design with profit sharing,» Environ Sci Pollut Res Int. 2023, vol. 30, n° %139, pp. 90099-90120, 2023.

[293] O. Kabadurmus et M. S. Erdogan, «Bi-Objective Green Vehicle Routing Problem Minimizing Carbon Emissions and Maximizing Service Level,» Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi, vol. 38, n° %11, 2022.

[294] Q. Yao, S. Zhu et Y. Li, «Green Vehicle-Routing Problem of Fresh Agricultural Products Considering Carbon Emission,» Int. J. Environ. Res. Public Health, vol. 19, n° %18675, 2022.

[295] Z. Gao, X. Xu, Y. Hu, H. Wang, C. Zhou et H. Zhang, «Based on Improved NSGA-II Algorithm for Solving Time-Dependent Green Vehicle Routing Problem of Urban Waste Removal with the Consideration of Traffic Congestion: A Case Study in China.,» Systems 2023, vol. 11, n° %1173, 2023.

[296] M. Barth, T. Younglove et G. Scora, «Development of a Heavy-Duty Diesel Modal Emissions and Fuel Consumption Model,» UC Berkeley; California Partners for Advanced Transportation Technology: Berkeley, 2005.

[297] E. Boz, A. Çalık et Y. Şahin, «Solution of green simultaneous pickup and delivery vehicle routing problem with time window using metaheuristic methods,» Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, vol. 39, n° %12, pp. 757-770, 2023.

[298] S.-C. Lo, «A Particle Swarm Optimization Approach to Solve the Vehicle Routing Problem with Cross-Docking and Carbon Emissions Reduction in Logistics Management,» Logistics, vol. 6, pp. 3-62, 2022.

[299] Z. Yao, H. Cao, Z. Cui, Y. Wang et N. Huang, «Research on Urban Distribution Routes Considering the Impact of Vehicle Speed on Carbon Emissions,» Sustainability, vol. 14, 2022.

[300] C. Zhang, L. Tang, J. Zhang et L. Gou, «Optimizing Distribution Routes for Chain Supermarket Considering Carbon Emission Cost,» Mathematics, vol. 11, n° %12734, 2023.

[301] D. Lai, Y. Costa, E. Demir, A. M. Florio et T. V. Woensel, «The pollution-routing problem with speed optimization and uneven topography,» Computers & Operations Research, vol. 164, n° %1106557, 2024.

[302] P. Lou, Z. Zhou, Y. Zeng et C. Fan, «ehicle routing problem with time windows and carbon emissions: a case study in logistics distribution,» Environ Sci Pollut Res, 2024.

[303] K. Gutenschwager, M. Rabe et J. Chicaiza-Vaca, «Comparing Direct Deliveries and Automated Parcel Locker Systems with Respect to Overall CO2 Emissions for the Last Mile,» Algorithms, vol. 17, n° %14, 2024.

[304] F. Pilati et R. Tronconi, «Tri-Objective Vehicle Routing Problem to Optimize the Distribution Process of Sustainable Local E-Commerce Platforms,» Sustainability, vol. 16, n° %11810, 2024.

[305] R. Moghdani, K. Salimifard, E. Demir et A. Benyettou, «The green vehicle routing problem: A systematic literature review,» Journal of Cleaner Production, vol. 279, n° %1123691, 2021.

[306] M. Asghari et S. M. J. M. Al-e-hashem, «Green vehicle routing problem: A state-of-the-art review,» International Journal of Production Economics, vol. 231, n° %1107899, 2021.

[307] H. Li, J. Zhou et K. Xu, «Evolution of Green Vehicle Routing Problem: A Bibliometric and Visualized Review,» Sustainability, vol. 15, n° %116149, 2023.

[308] M. Moroz et Z. Polkowski, «The Last Mile Issue and Urban Logistics: Choosing Parcel Machines in the Context of the Ecological Attitudes of the Y Generation Consumers Purchasing Online,» Transportation Research Procedia, vol. 16, pp. 378-393, 2016.

[309] K. Hofer, S. Flucher, ,. M. Fellendorf, M. Schadler et N. Hafner, «Estimation of Changes in Customer's Mobility Behaviour by the Use of Parcel Lockers,» Transportation Research Procedia, vol. 47, pp. 425-432, 2020.

[310] A. Kedia, D. Kusumastuti et A. Nicholson, «Acceptability of collection and delivery points from consumers' perspective: a qualitative case study of Christchurch city.,» Case Studies on Transp. Policy , vol. 5, p. 587–595, 2017.

[311] SCTLC, «Evaluation of Sound Transit Train Stations and Transit Oriented Development Areas for Common Carrier Locker Systems,» 2018. [En ligne]. Available: http://depts.washington.edu/sctlctr/research/publications/evaluation-sound-transit-train-stations-and-transit-oriented-development-areas.

[312] C. Liu, Q. Wang et Y. Susilo, «Assessing the impacts of collection-delivery points to individual's activity-travel patterns: A greener last mile alternative?,» Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, vol. 121, pp. 84-99, 2019.

[313] A. Kedia, D. Kusumastuti et A. Nicholson, «Establishing Collection and Delivery Points to Encourage the Use of Active Transport: A Case Study in New Zealand Using a Consumer-Centric Approach,» Sustainability, vol. 11, n° %122, 2019.

[314] G. Iannaccone, E. Marcucci et V. Gatta, «What Young E-Consumers Want? Forecasting Parcel Lockers Choice in Rome,» Logistics , vol. 5, n° %13:57, 2021.

[315] L. Song, T. Cherrett, F. McLeod et W. Guan, «Addressing the Last Mile Problem: Transport Impacts of Collection and Delivery Points,» Transportation Research Record, vol. 2097, n° %11, pp. 9-18, 2009.

[316] K. Esser et J. Kurte, «B2C E-Commerce: Impact on Transport in Urban Areas.,» Business, Economics and Computer Science, 2006.

[317] F. McLeod, T. Cherrett et L. Song, «Transport impacts of local collection/delivery points,» International Journal of Logistics Research and Applications, vol. 9, n° %13, p. 307–317, 2006.

[318] J. Lemke, S. Iwan et J. Korczak, «Usability of the Parcel Lockers from the Customer Perspective – The Research in Polish Cities,» Transportation Research Procedia, vol. 16, pp. 272-287, 2016.

[319] S. Verlinde, C. Rojas, H. Buldeo Rai, B. Kin et C. Macharis, «E-Consumers and Their Perception of Automated Parcel Stations,» City Logistics 3: Towards Sustainable and Liveable Cities, vol. 3, pp. 147-160, 2018.

[320] C. Liu, Q. Wang et Y. O. Susilo, «Assessing the impacts of collection-delivery points to individual's activity-travel patterns: A greener last mile alternative?,» Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, vol. 121, pp. 84-99, 2019.

[321] H. B. Rai, A. Cetinkaya, S. Verlinde et C. Macharis, «How are consumers using collection points? Evidence from Brussels,» Transportation Research Procedia, vol. 46, pp. 53-60, 2020.

[322] R. Marler et J. Arora, «Survey of multi-objective optimization methods for engineering,» Structural and Multidisciplinary Optimization, vol. 26, n° %16, pp. 369-395, 2004.

[323] G. Mavrotas, Applied Mathematics and Computation, vol. 213, n° %12, pp. 455-465, 2009.

[324] H. R. Lourenço, O. C. Martin et T. Stutzle, «Iterated local search: Framework and applications,» In Handbook of Metaheuristics, vol. 2, pp. 129-168, 2019.

[325] J. Baxter, «Local optima avoidance in depot location,» Journal of the Operational Research Society, vol. 32, pp. 815-819, 1981.

[326] E. Baum, «Iterated descent: A better algorithm for local search in combinatorial optimization problems,» Caltech, Pasadena, CA, 1986.

[327] E. Baum, «Towards practical "neural" computation for combinatorial optimization problems.,» J. Denker (ed.), Neural Networks for Computing AIP conference proceedings, pp. 53-64, 1986.

[328] O. Martin, S. Otto et E. Felten, «Large-step Markov chains for the traveling salesman problem,» Complex Systems, vol. 5, n° %13, pp. 299-326, 1991.

[329] D. Johnson, «Local optimization and the travelling salesman problem,» Proceedings of the 17th Colloquium on Automata, Languages, and Programming, pp. 446-461, 1990.

[330] O. Martin et S. Otto, «Combining simulated annealing with local search heuristics,» Annals of Operations Research, vol. 63, pp. 57-75, 1996.

[331] Y. Wu, H. Du et H. Song, «An Iterated Local Search Heuristic for the Multi-Trip Vehicle Routing Problem with Multiple Time Windows,» Mathematics, vol. 12, n° %111, 2024.

[332] V. R. Máximo, J.-F. Cordeau et M. C. Nascimento, «An adaptive iterated local search heuristic for the Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem,» Computers & Operations Research, vol. 148, pp. ISSN 0305-0548, 2022.

[333] J. Dubois-Lacoste, M. López-Ibáñez et T. Stützle, «Pareto Local Search Algorithms for Anytime Bi-objective Optimization In: Hao, JK., Middendorf, M. (eds) Evolutionary Computation in Combinatorial Optimization.,» EvoCOP 2012. Lecture Notes in Computer Science, 2012.

[334] X. Gandibleux, M. Sevaux, K. Sorensen et V. T'kindt, Metaheuristics for Multiobjective Optimization, United Kingdom : Springer, 2003.

[335] F. Tricoire, «Multi-directional local search,» Computers & Operations Research, vol. 39, n° %112, pp. 3089-3101, 2012.

[336] D. Johnson et L. McGeoch, «The travelling salesman problem: A case study in local optimization.,» chez E.H.L. Aarts and J.K. Lenstra (eds.), Local Search in Combinatorial Optimization, Chichester, John Wiley & Sons, 1997, pp. 215-310.

[337] T. Stützle, A. Grim, S. Linke et M. Rüttger, «A comparison of nature inspired heuristics on the traveling salesman problem,» Deb et al. (eds.), Proceedings of PPSN-VI, vol. 1917 of LNCS, p. 661–670.

[338] T. Stützle et H. Hoos, «Analyzing the run-time behaviour of iterated local search for the TSP,» Technical Report IRIDIA/2000-01, IRIDIA, 2000.

[339] P. J. Van Laarhoven et E. HL Aarts, «Simulated annealing.,» In Simulated Annealing: Theory and Applications, pp. 7-15, 1987.

[340] D. Johnson et L. McGeoch, «The Traveling Salesman Problem: a case study in local optimization.,» In: Aarts, E.H.L.; Lenstra, J.K. Local Search in Combinatorial Optimization, pp. 215-310, 1997.

[341] J. Hooker, «Needed: An empirical science of algorithms,» Operational Research, vol. 42, pp. 201-212, 1994.

[342] H. Hoos et T. Stulzle, «Evaluating Las Vegas Algorithms- pitfalls and remedies,» In: Cooper, G.F.; Moral, S.; Proceedings of the Fourteenth Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-98), pp. 238-245, 1998.

[343] L. Faugere et B. Montreuil, «Hyperconnected Pickup & Delivery Locker Networks,» chez 4th International Physical Internet Conference, Graz, Austria, 2017.

[344] E.-G. Talbi, "A taxonomy of hybrid metaheuristics," Journal of Heuristics, vol. 8, pp. 541-564, 2002.

[345] J. Zhang, Y. Zhu, X. Li, M. Ming, W. Wang et T. Wang, «Multi-Trip Time-Dependent Vehicle Routing Problem with Split Delivery,» Mathematics 2022, vol. 3527, p. 10, 2022.

[346] J. Li, H. Ensafian, M. G. Bell et D. G. Geers, «Deploying autonomous mobile lockers in a two-echelon parcel operation,» Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 128, pp. ISSN 0968-090X,, 2021.

[347] J. Knowles et D. Corne, «On metrics for comparing nondominated sets.,» In Evolutionary computation, vol. 1, pp. 711-716, 2002.

[348] E. Zitzler, K. Deb et L. Thiele, «Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results,» Evolutionary computation, vol. 8, n° %12, pp. 173-195, 2000.

[349] Flexfuel Energy Development, «Catalyseur : Fonctionnement et entretien,» [En ligne]. Available: https://www.flexfuel-company.com/informations-techniques/pot-catalytique-problemes-decalaminage/#:~:text=Situ%C3%A9%20en%20continuit%C3%A9%20de%20la,abeilles%20essentiellement%20compos%C3%A9e%20de%20c%C3%A9ramique.. [Accès le 05 Avril 2024].

[350] F. McLeod, T. Cherrett et L. Song, «Transport impacts of local collection/delivery points,» International Journal of Logistics Research and Applications, vol. 9, n° %13, p. 307–317, 2006.

[351] L. Kelli, D. Oliveira, E. Morganti, L. Dablanc et R. Lúcia, «Analysis of the Potential Demand of Automated Delivery Stations for e-commerce deliveries in Belo Horizonte, Brazil,» Research in Transportation Economics, vol. 65, pp. 33-43, 2017.

[352] H. Buldeo Rai, A. Cetinkaya, S. Verlinde et C. Macharis, «How are consumers using collection points? Evidence from Brussels,» Transportation Research Procedia, vol. 46, pp. 53-60, 2020.

ANNEXES

Annexe 1 : Méthodologie Européen de calcul des émissions et de la consommation d'énergie dans le secteur des transports MEET

- Dépendance de la vitesse des facteurs d'émissions pour les véhicules légers à essence de moins de 3,5 tonnes.

Pollutant	Vehicle class	Speed range	Emission factor (g/km)	R^2
CO	Uncontrolled	5-110	$0.01104V^2 - 1.5132V + 57.789$	0.732
	EURO I	5-120	$0.0037V^2 - 0.5215V + 19.127$	0.394
NO_X	Uncontrolled	5-110	$0.0179V + 1.9547$	0.159
	EURO I	5-120	$7.55E\text{-}05V^2 - 0.009V + 0.666$	0.014
VOC	Uncontrolled	5-110	$0.000677V^2 - 0.1170V + 5.4734$	0.771
	EURO I	5-120	$5.77E\text{-}05V^2 - 0.01047V + 0.5462$	0.358
CO_2	Uncontrolled	5-110	$0.0541V^2 - 8.4326V + 514.5$	0.787
	EURO I	5-120	$0.0621V^2 - 9.8381V + 601.2$	0.723

- Dépendance de la vitesse des facteurs d'émissions pour les véhicules légers diesel de moins de 3,5 tonnes.

Pollutant	Vehicle class	Speed range	Emission factor (g/km)	R^2
CO	Uncontrolled	10-110	$0.00020V^2 - 0.0256V + 1.8281$	0.136
	EURO I	10-110	$0.000223V^2 - 0.026V + 1.076$	0.301
NO_X	Uncontrolled	10-110	$0.000816V^2 - 0.1189V + 5.1234$	0.402
	EURO I	10-110	$0.000241V^2 - 0.03181V + 2.0247$	0.072
VOC	Uncontrolled	10-110	$0.000066V^2 - 0.0113V + 0.6024$	0.141
	EURO I	10-110	$0.0000175V^2 - 0.00284V + 0.2162$	0.037
PM	Uncontrolled	10-110	$0.0000125V^2 - 0.000577V + 0.2880$	0.023
	EURO I	10-110	$0.000045V^2 - 0.004885V + 0.1932$	0.224
CO_2	Uncontrolled	10-110	$0.066V^2 - 8.2756V + 464.4$	0.486
	EURO I	10-110	$0.0617V^2 - 7.8227V + 429.51$	0.422

- Coefficients des fonctions du facteur du gradient pour les voitures particulières et les véhicules légers équipés de moteurs à essence conventionnels.

A6	A5	A4	A3	A2	A1	A0	Pollutant	Slope (%)	Vmin (km/h)	Vmax (km/h)
2.94E-11	-1.41E-08	2.56E-06	-2.21E-04	9.34E-03	-1.66E-01	2.20E+00	VOC	6	18.6	120.0
2.76E-11	-9.63E-09	1.14E-06	-5.00E-05	1.68E-04	2.97E-02	1.33E+00		-6	18.6	127.8
-1.85E-11	8.28E-09	-1.44E-06	1.22E-04	-5.34E-03	1.36E-01	-4.23E-01		4	18.6	120.0
-1.19E-11	7.85E-09	-1.79E-06	1.85E-04	-9.23E-03	2.10E-01	-1.73E-01		-4	18.6	127.8
1.05E-11	-4.37E-09	7.44E-07	-6.75E-05	3.40E-03	-7.90E-02	1.68E+00		2	18.6	130.0
-6.92E-12	3.88E-09	-7.76E-07	6.91E-05	-2.80E-03	5.07E-02	6.63E-01		-2	18.6	130.0
3.46E-10	-1.36E-07	2.04E-05	-1.49E-03	5.56E-02	-9.70E-01	7.57E+00	CO	6	18.6	120.0
1.21E-11	-2.13E-09	-2.09E-07	6.57E-05	-4.74E-03	1.33E-01	-7.58E-01		-6	18.6	127.8
3.43E-10	-1.25E-07	1.71E-05	-1.10E-03	3.48E-02	-4.88E-01	3.40E+00		4	18.6	120.0
-3.89E-11	2.10E-08	-4.29E-06	4.20E-04	-2.05E-02	4.73E-01	-3,04E+00		-4	18.6	127.8
1.22E-10	-4.73E-08	6.91E-06	-4.86E-04	1.77E-02	-3.17E-01	3.27E+00		2	18.6	130.0
3.14E-12	1.51E-10	-2.79E-07	4.13E-05	-2.26E-03	5.08E-02	4.41E-01		-2	18.6	130.0
0.00E+00	1.30E-09	-4.95E-07	7.29E-05	-5.14E-03	1.57E-01	9.33E-01	NO_X	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.42E-08	2.56E-05	-3.90E-03	2.81E-01		-6	18.6	127.8
0.00E+00	-5.03E-10	1.41E-07	-9.72E-06	-3.18E-04	3.92E-02	1.16E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.60E-07	2.36E-05	-5.97E-03	5.09E-01		-4	18.6	127.8
0.00E+00	-8.59E-12	-8.39E-09	4.05E-06	-5.55E-04	2.43E-02	1.12E+00		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	5.79E-07	-1.15E-04	6.32E-03	5.94E-01		-2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-4.74E-05	1.17E-02	1.40E+00	CO_2	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	4.26E-05	-7.28E-03	6.15E-01		-6	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-3.11E-06	4.72E-03	1.23E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	6.34E-05	-1.08E-02	9.52E-01		-4	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	2.63E-06	2.25E-03	1.09E+00		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	2.04E-05	-3.49E-03	9.06E-01		-2	18.6	130.0

- Coefficients des fonctions du facteur du gradient pour les voitures particulières et les véhicules légers équipés d'un catalyseur régulé.

A6	A5	A4	A3	A2	A1	A0	Pollutant	Slope (%)	Vmin (km/h)	Vmax (km/h)
4.99E-10	-1.98E-07	3.01E-05	-2.23E-03	8.55E-02	-1.64E+00	1.42E+01	VOC	6	18.6	120.0
1.51E-10	-5.06E-08	5.78E-06	-2.42E-04	7.16E-04	1.59E-01	-1.27E+00		-6	18.6	127.8
3.82E-10	-1.49E-07	2.23E-05	-1.62E-03	6.07E-02	-1.13E+00	9.59E+00		4	18.6	120.0
-6.61E-11	3.44E-08	-6.81E-06	6.46E-04	-3.04E-02	6.69E-01	-4.32E+00		-4	18.6	127.8
6.71E-11	-2.54E-08	3.55E-06	-2.28E-04	7.30E-03	-1.07E-01	1.54E+00		2	18.6	130.0
-2.86E-11	1.38E-08	-2.55E-06	2.22E-04	-9.37E-03	1.73E-01	1.24E-01		-2	18.6	130.0
7.67E-10	-2.96E-07	4.33E-05	-3.01E-03	1.03E-01	-1.62E+00	1.15E+01	CO	6	18.6	120.0
1.14E-11	-6.25E-11	-9.08E-07	1.57E-04	-1.01E-02	2.69E-01	-1.97E+00		-6	18.6	127.8
2.87E-10	-1.01E-07	1.29E-05	-6.92E-04	1.39E-02	1.10E-02	-2.23E-01		4	18.6	120.0
-7.12E-11	3.55E-08	-6.84E-06	6.44E-04	-3.06E-02	6.80E-01	-4.49E+00		-4	18.6	127.8
9.97E-12	-1.19E-10	-8.36E-07	1.44E-04	-8.55E-03	2.09E-01	-6.10E-01		2	18.6	130.0
-2.70E-11	1.24E-08	-2.20E-06	1.88E-04	-8.00E-03	1.54E-01	8.85E-02		-2	18.6	130.0
8.05E-11	-2.56E-08	2.91E-06	-1.50E-04	4.22E-03	-8.46E-02	3.13E+00	NO_X	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-1.95E-08	-1.31E-05	1.55E-03	2.08E-01		-6	18.6	127.8
1.22E-10	-4.82E-08	7.38E-06	-5.59E-04	2.21E-02	-4.30E-01	4.91E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-9.67E-07	2.77E-04	-2.69E-02	1.31E+00		-4	18.6	127.8
-3.17E-11	1.51E-08	-2.77E-06	2.44E-04	-1.06E-02	2.13E-01	-5.83E-01		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-1.17E-07	1.55E-05	-4.92E-04	7.40E-01		-2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-8.04E-05	1.58E-02	1.36E+00	CO_2	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	5.29E-05	-8.72E-03	6.32E-01		-6	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-6.38E-05	1.32E-02	1.05E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	5.36E-05	-8.86E-03	8.28E-01		-4	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-3.36E-05	7.17E-03	9.94E-01		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	2.72E-05	-5.14E-03	9.89E-01		-2	18.6	130.0

- Coefficients des fonctions du facteur du gradient pour les voitures particulières et les véhicules légers équipés d'un moteur diesel.

A6	A5	A4	A3	A2	A1	A0	Pollutant	Slope (%)	Vmin (km/h)	Vmax (km/h)
-6.00E-12	1.07E-08	-3.14E-06	3.67E-04	-2.00E-02	4.99E-01	-2.68E+00	VOC	6	18.6	120.0
6.40E-11	-2.65E-08	4.28E-06	-3.47E-04	1.54E-02	-3.68E-01	4.75E+00		-6	18.6	127.8
1.26E-10	-4.62E-08	6.47E-06	-4.39E-04	1.51E-02	-2.51E-01	3.17E+00		4	18.6	120.0
2.20E-11	-4.83E-09	-2.43E-08	7.02E-05	-5.30E-03	1.29E-01	3.89E-01		-4	18.6	127.8
-3.58E-12	2.79E-09	-6.43E-07	5.98E-05	-2.26E-03	3.06E-02	1.02E+00		2	18.6	130.0
3.35E-11	-1.36E-08	2.18E-06	-1.77E-04	7.78E-03	-1.73E-01	2.63E+00		-2	18.6	130.0
7.61E-11	-2.48E-08	2.90E-06	-1.51E-04	3.55E-03	-3.33E-02	1.66E+00	CO	6	18.6	120.0
1.11E-11	-4.83E-09	8.50E-07	-7.87E-05	4.10E-03	-1.15E-01	2.25E+00		-6	18.6	127.8
5.65E-11	-2.19E-08	3.25E-06	-2.36E-04	8.79E-03	-1.51E-01	2.11E+00		4	18.6	120.0
2.48E-11	-9.20E-09	1.30E-06	-9.11E-05	3.53E-03	-7.80E-02	1.93E+00		-4	18.6	127.8
1.86E-11	-7.45E-09	1.17E-06	-9.33E-05	4.06E-03	-8.54E-02	1.62E+00		2	18.6	130.0
2.71E-11	-1.16E-08	1.93E-06	-1.62E-04	7.00E-03	-1.45E-01	2.25E+00		-2	18.6	130.0
-6.48E-11	3.16E-08	-5.78E-06	4.99E-04	-2.12E-02	4.23E-01	-9.42E-01	NO_X	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-1.51E-07	6.12E-05	-7.28E-03	5.26E-01		-6	18.6	127.8
-5.06E-11	2.28E-08	-4.05E-06	3.64E-04	-1.77E-02	4.48E-01	-2.74E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-3.34E-08	8.82E-05	-1.47E-02	1.02E+00		-4	18.6	127.8
-1.56E-11	6.73E-09	-1.10E-06	8.69E-05	-3.47E-03	7.30E-02	5.31E-01		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	5.91E-07	-1.13E-04	4.59E-03	7.77E-01		-2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-6.42E-05	9.60E-03	1.89E+00	CO_2	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	2.58E-05	-4.81E-03	4.82E-01		-6	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-3.56E-05	6.99E-03	1.52E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	8.91E-05	-1.62E-02	1.12E+00		-4	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-7.87E-06	3.92E-03	1.11E+00		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.48E-05	-3.12E-03	8.85E-01		-2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-3.07E-07	-7.24E-05	2.78E-02	1.60E+00	PM	6	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	2.37E-05	-5.19E-03	9.53E-01		-6	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	-3.77E-07	1.71E-05	1.01E-02	1.35E+00		4	18.6	120.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.40E-05	-2.93E-03	9.84E-01		-4	18.6	127.8
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	2.33E-07	-6.85E-05	7.71E-03	1.09E+00		2	18.6	130.0
0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00	1.61E-05	-3.51E-03	9.43E-01		-2	18.6	130.0

- Coefficients des fonctions de correction de charge pour les véhicules jusqu'à 7,5 tonnes.

	κ	n	p	q	r	s	t	u
CO	1.09	0.0370	0	-5.29E-4	0	0	-1.52E-7	0
CO_2	1.27	0.0614	0	-0.00110	-0.00235	0	0	-1.33
VOC	0.990	-0.0141	0	4.04E-4	0	0	1.16E-7	0
NO_X	1.26	0.0672	0	-0.00117	0	-1.90E-5	0	-1.60
PM	1.14	0.0306	-0.00278	-9.14E-4	0	0	0	-0.988

- Coefficients des fonctions de correction de charge pour les véhicules de 7,5 à 16 tonnes.

	κ	n	p	q	r	s	t	u
CO	1.03	0.0345	0	-7.55E-4	9.77E-4	0	0	0
CO_2	1.26	0.0790	0	-0.00109	0	0	-2.03E-7	-1.14
VOC	0.985	0.00367	0	0	0.00135	0	0	0.201
NO_X	1.19	0.0594	0	-9.69E-4	0	0	0	-0.977
PM	1.02	0.0437	0	-9.16E-4	0.00234	0	0	0

- Coefficients des fonctions de correction de charge pour les véhicules de 16 à 32 tonnes.

	κ	n	p	q	r	s	t	u
CO	1.17	0.0563	0	-8.19E-4	0	0	0	-0.755
CO_2	1.27	0.0882	0	-0.00101	0	0	0	-0.483
VOC	1.01	-0.00660	0	2.09E-4	8.89E-4	0	-2.54E-7	0
NO_X	1.28	0.0795	-0.00105	-0.00117	0	0	0	-0.874
PM	1.24	0.0727	0	-0.00113	0	0	0	-1.06

- Coefficients des fonctions de correction de charge pour les véhicules de 32 à 40 tonnes.

	κ	n	p	q	r	s	t	u
CO	1.20	0.0849	0	-0.00184	0	0	0	-1.19
CO_2	1.43	0.121	0	-0.00125	0	0	0	-0.916
VOC	1.07	0.0150	0	-1.70E-4	0	0	-9.49E-8	-0.220
NO_X	1.42	0.116	0	-0.00160	0	0	0	-1.62
PM	1.22	0.0709	0	-0.00119	0	0	0	-0.968

- Émissions excédentaires de démarrage à froid de référence à 20°C et 20 km/h.

Technology	Pollutant				
	CO_2	CO	HC	NO_X	FC
Gasoline cars without catalyst	144.16	63.51	8.23	-0.30	83.71
Diesel cars without catalyst	182.57	2.18	0.82	0.06	62.95
Gasoline cars with catalyst	132.46	28.71	4.62	1.77	59.79
Diesel cars with catalyst	153.36	0.74	0.65	0.03	55.4

- Coefficients de correction de vitesse pour les émissions de démarrage à froid.

Technology	Pollutant	Correction coefficient *f(V)*	Boundary speed
Gasoline cars with catalyst	CO_2	0.0034V + 0.9321	-
	CO	-0.0013V + 1.0261	-
	HC	-0.0053V + 1.1060	-
	NO_X	0.0636V - 0.2712	V>5 km/h
	FC (calculated)	0.0015V + 0.9707	-
Diesel cars without catalyst	CO_2	1	-
	CO	-0.0185V + 1.3704	V<74 km/h
	HC	-0.0163V + 1.3252	V<81 km/h
	NO_X	-0.0227V + 1.4545	V<64 km/h
	FC (calculated)	1	-
Gasoline cars without catalyst	CO_2	-0.0101V + 1.2024	V<119 km/h
	CO	0.0288V + 0.4245	-
	HC	0.0142V + 0.7154	-
	NO_X	0.1136V - 1.2727	V>11 km/h
	FC (calculated)	0.0064V + 0.8716	-

- Coefficients de correction de température pour les émissions de démarrage à froid.

Technology	Pollutant	Correction coefficient *g(T)*	Boundary T
Gasoline cars with catalyst	CO_2	1	-
	CO	-0.2591T + 6.1829	T<23 °C
	HC	-0.1317T + 3.6331	T<27 °C
	NO_X	1	-
	FC	-0.0555T + 2.1092	T<38 °C
Diesel cars without catalyst	CO_2	-0.0458T + 1.9163	T<41 °C
	CO	-0.0602T + 2.2048	T<36 °C
	HC	-0.0976T + 2.9512	T<30 °C
	NO_X	-0.0893T + 2.7857	T<31 °C
	FC	-0.0439T + 1.8787	T<42 °C
Gasoline cars without catalyst	CO_2	1	-
	CO	-0.0918T + 2.8360	T<30 °C
	HC	-0.1344T + 3.6888	T<27 °C
	NO_X	1	-
	FC	-0.0431T + 1.8618	T<43 °C

- Distance à froid en fonction de la vitesse moyenne pour les émissions de démarrage à froid.

Technology	Pollutant	Cold distance d_c	Boundary distance
Gasoline cars with catalyst	CO_2	$d_c = 0.29V - 0.05$	$d_c \quad 0$
	CO	$d_c = 0.24V - 0.14$	$d_c \quad 0$
	HC	$d_c = 0.06V + 2.19$	-
	NO_X	$d_c = 0.19V + 3.4$	-
	FC	$d_c = 0.24V + 0.54$	-
Diesel cars without catalyst	CO_2	$d_c = 0.24V + 0.09$	-
	CO	$d_c = 0.08V + 4.83$	-
	HC	$d_c = 0.08V + 4.83$	-
	NO_X	$d_c = -0.07V + 7.50$	$d_c \quad 0$
	FC	$d_c = 0.13V + 3.42$	-
Gasoline cars without catalyst	CO_2	$d_c = 0.15V + 2.68$	-
	CO	$d_c = 0.04V + 5.42$	-
	HC	$d_c = 0.09V + 1.94$	-
	NO_X	$d_c = 0.02V + 2.83$	-
	FC	$d_c = 0.28V + 0.47$	-

- Coefficients utilisés pour calculer le facteur de correction de distance pour les émissions de démarrage à froid.

Technology	Pollutant	Coefficient *a*
Gasoline cars with catalyst	CO_2	3.01
	CO	10.11
	HC	7.02
	NO_X	2.30
	FC	7.55
Diesel cars without catalyst	CO_2	3.95
	CO	3.43
	HC	2.48
	NO_X	0.89
	FC	11.46
Gasoline cars without catalyst	CO_2	2.85
	CO	6.70
	HC	10.96
	NO_X	2.54
	FC	7.97

Edgar Ricardo SILVA RUSSI

Doctorat : Optimisation et Sureté de Systèmes

Année 2024

Modèles d'optimisation mono et multi-objectif pour des problèmes de logistique urbaine

Cette thèse présente des méthodes d'optimisation pour résoudre des problèmes de logistique urbaine. Elle propose d'abord un modèle mathématique mono-objectif pour optimiser les tournées de véhicules à deux niveaux, intégrant la synchronisation spatiale et temporelle, les zones grises, les trajets multiples et l'utilisation des stations *Customer-to-Parcel* (C2P) comme option de livraison. Ensuite, une matheuristique basée sur l'algorithme GRASP est développée pour résoudre des instances plus grandes. Les expérimentations montrent une amélioration de l'efficience des schémas de distribution et une réduction des coûts, soulignant l'importance des stations C2P dans la logistique urbaine.

Le dernier volet se concentre sur l'optimisation multi-objectif, intégrant la maximisation du niveau de service client et la minimisation des émissions de gaz à effet de serre dans un réseau logistique collaboratif. Les modèles développés offrent des compromis entre performance opérationnelle et durabilité environnementale. Les résultats expérimentaux soulignent l'importance de la prise en compte des trajets des clients vers les stations C2P ; et de définir précisément les valeurs de distances maximales utilisées pour leur affectation. Ces dernières sont essentielles pour la réduction de la pollution et le maintien d'un bon niveau de service.

En conclusion, cette thèse propose des outils innovants pour optimiser la logistique urbaine, et souligne l'importance de repenser les schémas de distribution pour une logistique plus efficace et respectueuse de l'environnement.

Mots clés : recherche opérationnelle – optimisation combinatoire – décision multicritère – logistique urbaine – problème de tournées de véhicules.

Single and Multi-objective Optimization Models for Urban Logistics Problems

This thesis presents optimization methods for solving urban logistics problems. First, it proposes a single-objective mathematical model for optimizing two-level vehicle routes, incorporating spatial and temporal synchronization, grey zones, multi-trips and the use of Customer-to-Parcel (C2P) stations as a delivery option. Then, a matheuristic based on the GRASP algorithm is developed to solve larger instances. Experiments show an improvement in the efficiency of distribution schemes and a reduction in costs, underlining the importance of C2P stations in urban logistics.

The final section focuses on multi-objective optimization, integrating the maximization of customer service levels and the minimization of greenhouse gas emissions in a collaborative logistics network. The models developed offer trade-offs between operational performance and environmental sustainability. Experimental results underline the importance of considering customer journeys to C2P stations, and of precisely defining the maximum distance values used for their allocation. The latter are essential for reducing pollution and maintaining a good level of service.

In conclusion, this thesis proposes innovative tools for optimizing urban logistics, and underlines the importance of re-thinking distribution schemes for more efficient and environmentally-friendly logistics.

Keywords: operations research – combinatorial optimization – multiple criteria decision making – urban logistics – vehicle routing problem.