



HAL
open science

Problème de gestion de distribution : Cas du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises dans un réseau multimodal

Hamdi Radhoui

► **To cite this version:**

Hamdi Radhoui. Problème de gestion de distribution : Cas du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises dans un réseau multimodal. Economies et finances. Normandie Université, 2020. Français. NNT : 2020NORMMLH28 . tel-03167691

HAL Id: tel-03167691

<https://theses.hal.science/tel-03167691>

Submitted on 12 Mar 2021

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le diplôme de doctorat

Spécialité SCIENCES DE GESTION

Préparée au sein de « l'Université du Havre Normandie »

Problème de gestion de distribution : cas de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises dans un réseau multimodal

Présentée et soutenue par
Hamdi RADHOU

Thèse soutenue publiquement le 27 novembre 2020
devant le jury composé de

Monsieur Abdelkader SBIHI	Professeur, Doyen de la Faculté chez Brest Business School	Rapporteur
Monsieur Zied FTITI	Professeur, Doyen associé de la recherche et responsable du Centre de recherche (OCRE) chez EDC Paris Business School	Rapporteur
Madame Sophie CROS	Professeur, Directrice déléguée NIMEC	Examineur
Monsieur Hachmi BEN AMEUR	Maître de conférences, Doyen associé de la recherche INSEEC School	Examineur
Madame Béatrice CANEL-DEPITRE	Maître de Conférences HDR chez Université Le Havre Normandie	Directrice de thèse
Monsieur Atour TAGHIPOUR	Maître de conférences HDR chez Université Le Havre Normandie	Directeur de thèse

Thèse dirigée par :

Madame Béatrice CANEL-DEPITRE, Maître de Conférences HDR à l'Université Le Havre Normandie
& **Monsieur Atour TAGHIPOUR**, Maître de Conférences HDR à l'Université Le Havre Normandie
laboratoire NIMEC



Table des matières

<i>Dédicaces</i>	7
Remerciements	9
Introduction générale.....	13
1 Objectifs de recherche de la thèse	15
2 Contributions	17
Chapitre 1 : Taxonomie pour les problèmes d'acheminement des véhicules avec livraison et collecte de marchandises	21
1 Introduction	23
2 Méthodologie de recherche	23
2.1 Identification des contributions	24
2.2 Statistiques sur les contributions	24
3 Cadre d'analyse	24
3.1 Forme du réseau	25
3.2 Type de demande.....	25
3.3 Visite des clients.....	25
3.4 Méthodes	26
4 Analyse.....	26
4.1 Forme du problème : forme du réseau et demande	27
4.2 Approche de routage : visite des clients	29
4.3 Approche de routage : méthodes proposées	31
5 Discussion	34
6 Classification des approches de tournées	34
Problèmes avec livraison et collecte commençant par le collecte (PLCCR)	35
6.1 Problèmes avec les livraisons effectuées avant tous les collectes (PLAR)	35
6.1.1 Méthodes exactes	35
6.1.2 Méthodes heuristiques classiques (simples).....	36
6.1.3 Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation.....	37
6.2 Les problèmes de livraison et de collecte se produisent dans n'importe quelle séquence (PLRIS)	37
6.2.1 Méthodes exactes	38
6.2.2 Méthodes heuristiques classiques (simples).....	38
6.2.3 Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation.....	38
6.3 Problèmes avec les livraisons et les collectes effectués au même arrêt (PLRMA)	38
6.3.1 Méthodes exactes	39

6.3.2	Méthodes heuristiques classiques (simples).....	39
6.3.3	Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation.....	40
6.4	Problèmes avec livraison et collecte commençant par le collecte (PLCCR)	40
6.4.1	Méthodes exactes	41
6.4.2	Méthodes heuristiques classiques (simples).....	41
6.4.3	Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation.....	41
6.5	Travaux combinant deux classes en même temps	42
7	Analyse et description	44
7.1	Comparaison entre les quatre classes principales.....	44
7.2	Comparaison entre les méthodes de résolution utilisées pour chaque classe principale	44
7.3	Résumé de la classification des problèmes	45
	Conclusion.....	47
	PARTIE 1 : problèmes de Collecte et de livraison	49
	Chapitre 2 : Une approche hybride pour la résolution du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison simultanées et un flux limité	51
1	Introduction	53
2	Description du problème	54
3	Modèle mathématique	54
4	Approche de résolution	56
4.1	Construction de la Solution initiale	56
4.2	Heuristique proposée.....	58
4.2.1	La recherche locale et les structures de mouvement	60
4.2.2	Mouvement d'échange (swap move).....	62
4.2.3	2-Opt mouvement.....	63
4.2.4	Mouvement d'insertion	65
4.3	Procédure de perturbation	67
5	Résultats numériques.....	69
5.1.	Évaluation de la performance de l'approche	69
5.2.	Évaluation de la performance par rapport à l'approche exacte	72
6	Analyse des résultats	74
7	Conclusion.....	76
	Chapitre 3 : Problème de collecte et livraison mixtes avec fenêtres de temps flexibles et un flux limité	77
1	Introduction	79
2	Contexte de la recherche	80
3	Enoncé du problème et modèle mathématique.....	82
3.1	Description du problème	82

3.2	Définition du problème	82
3.3	Modèle mathématique	83
4	Approche de résolution	86
4.1	Principes du recuit simulé	86
4.2	Algorithme de recuit simulé	87
4.2.1	Construction d'une solution initiale réalisable	89
4.2.2	Structure de voisinage	89
5	Résultats numériques.....	91
6	Conclusion.....	107
PARTIE 2 : Problèmes de Transport multimodal		109
Chapitre 4 : Le problème d'acheminement de véhicules avec livraison et collecte mixtes dans le cas d'un flux limité et l'affectation de drones		111
1	Introduction	113
2	Etat de l'art	114
2.1	Contribution	114
2.2	Travaux connexes.....	115
3	Enoncé du problème et formulation mathématique.....	116
3.1	Description du problème	116
3.2	Définition du problème	116
3.3	Formulation mathématique.....	117
4	Approche de résolution	120
4.1	L'approche Véhicule d'abord, Drone-seconde	120
4.1.1	Recherche locale itérative.....	120
4.1.2	Procédure d'affectation	131
4.2	Etude de la Simulation	132
5	Résultats	132
6	Apports, limites et voies de recherche.....	136
Chapitre 5 : déploiement des drones dans la livraison et la collecte mixtes des marchandises avec les véhicules en cas des fenêtres de temps flexibles et flux limité		137
1	Introduction	139
2	Littérature	140
3	Formulation du problème	141
4	Formulation mathématique.....	143
4.1	Notation et terminologie.....	143
5	Description du fonctionnement du drone	148
5.1	Système et méthodes de contrôle du drone	148
5.2	Porteur de marchandises (conteneur)	150

6	La méthode de résolution du problème	151
□	Etude de simulation	160
7	Résultats numériques.....	160
8	Conclusion.....	165
	Conclusion générale	167
	Papiers résultants	175
	Annexe	177
	Références	181
	Abstract	182
	Résumé	182

Liste des tableaux et des figures :

Tableau 1 : Classification des méthodes utilisées pour résoudre le PTVCL	26
Tableau 2 : Forme du problème : forme du réseau et demande	27
Tableau 3 : Approche de routage : visite des clients	29
Tableau 4 : Approche de routage : méthodes proposées	31
Tableau 5 : Principales classes d'approches de routage.....	35
Tableau 6 : Variantes dans la sous-classe méta-heuristique et hybridation de chaque classe principale	43
Tableau 7 : Modélisation de la classification	47
Tableau 8 : configuration initiale	92
Tableau 9 : meilleures solutions trouvées	93
Tableau 10 : configuration pour le deuxième exemple	95
Tableau 11 : meilleures solutions trouvées	95
Tableau 12 : configuration pour le troisième exemple	95
Tableau 13 : meilleures solutions trouvées pour le troisième exemple.....	96
Tableau 14 : nouvelle configuration.....	99
Tableau 15 : meilleures solutions trouvées pour la nouvelle configuration	99
Tableau 16 : configuration avec fixation de MaxIt et modification de α	100
Tableau 17: meilleures solutions trouvées pour la nouvelle configuration de α	100
Tableau 18 : meilleurs solutions trouvées pour la nouvelle configuration de MaxIt	102
Tableau 19 : une autre configuration en fixant le MaxIt	103
Tableau 20 : meilleures solutions trouvées	103
Tableau 21 : Comparaison des moyennes de coûts totaux selon certains paramètres	104
Tableau 22 : caractéristiques de l'instance	132
Tableau 23 : résultats numériques	133
Tableau 24 : fonctionnement drone-dispositif de guidage	150
Tableau 25: données du problème.....	160
Tableau 26: résultats numériques des instances simulées	160
Tableau 27 : résultats numériques des instances simulées pour MaxIt=200	162
Tableau 28 : résultats numériques des instances de la littérature adapté au problème.....	164
Figure 1 : Le pourcentage de chaque classe principale	44
Figure 2 : Résumé de la classification des problèmes	46
Figure 3 : Problème de collecte et livraison	54
Figure 4 : Coût d'insertion entre deux clients.....	57
Figure 5: construction de la solution initiale	58
Figure 6 : Organigramme de l'heuristique.....	61
Figure 7 : Structure de voisinage par échange.....	62
Figure 8 : Structure de voisinage 2-opt dans une route	63
Figure 9 : Structure de voisinage 2-opt dans deux routes	64
Figure 10 : Structure de voisinage d'insertion dans une route.....	66
Figure 11 : procédure de perturbation	68
Figure 12 : demandes de livraison et de collecte des clients	70
Figure 13 : emplacements des clients et du dépôt	72
Figure 14 : demandes de livraison et de collecte des clients.....	73

Figure 15 : Solution du problème Pr1	74
Figure 16 : Comparaison des résultats avec les approches heuristiques existantes.....	74
Figure 17 : Comparaison des résultats avec une approche exacte.....	75
Figure 18 : L'approche hybride et les résultats exacts avec les limites supérieure et inférieure.....	75
Figure 19 : organigramme de la méta-heuristique.....	88
Figure 20 : demande de livraison	92
Figure 21: demande de collecte.....	93
Figure 22 : avancement de la solution de vrpd_90x8.....	93
Figure 23 : amortissement de la température	94
Figure 24 : avancement de la solution de vrpd_200x14.....	94
Figure 25 : amortissement de la température après l'augmentation du nombre d'itérations.....	96
Figure 26 : avancement de la solution de vrpd_120x10.....	97
Figure 27 : avancement de la solution de vrpd_250x20.....	98
Figure 28 : la progression des solutions pour les trois exemples	98
Figure 29 : amortissement de la température pour la nouvelle configuration.....	99
Figure 30 : avancement de la solution vrpd_200x14.....	101
Figure 31 : Fixation de α et modification de MaxIt.....	101
Figure 32 : la progression des solutions pour les deux exemples en cas de $\alpha = 0.97$	103
Figure 33 : le coût moyen de transport en fonction de α	105
Figure 34 : le temps d'exécution moyen CPU(s) en fonction de α	105
Figure 35 : le rôle de certains paramètres dans la progression de la solution	106
Figure 36: Parcelcopter de DHL (source: dhl.com)	114
Figure 37 : Coût d'insertion de deux clients.....	120
Figure 38 : Construction de la solution initiale.	121
Figure 39 : Organigramme de la méta-heuristique.....	124
Figure 40 : exemple de structure de voisinage d'échange.	125
Figure 41 : Structure de voisinage 2-opt sur une seule route	126
Figure 42 : structure de mouvement 2-opt entre deux routes.....	127
Figure 43 : la structure de voisinage d'insertion dans une route.	128
Figure 44 : La procédure de perturbation.....	130
Figure 45 : <i>exemple d' route de véhicules et drones</i>	134
Figure 46 : La différence entre les coûts de transport avec / sans l'utilisation du drone	134
Figure 47 : Une présentation des coûts de transport.....	135
Figure 48 : La différence entre le temps d'exécution avec / sans l'utilisation du drone	135
Figure 49 : Une présentation du temps d'exécution.....	136
Figure 50 : exemple de réseau contenant véhicule et drone.....	143
Figure 51 : fonctionnement du drone	148
Figure 52 : fonctionnement générale du système de contrôle	149
Figure 53 : boîte sécurisée de marchandise.....	151
Figure 54 : le coût total du transport avec et sans drone	161
Figure 55 : Coût moyenne de transport avec et sans l'utilisation des drones	162
Figure 56 : répartition du coût du transport avec et sans drone.....	162
Figure 57 : solution de l'instance DP-STW_D pour MaxIt=200.....	163
Figure 58 : la différence du coût total de transport avec et sans le déploiement des drones pour les instances de Breedam	164
Figure 59 : Courbes des coûts de transport avec et sans drones.....	165

Dédicaces

Je dédie cette thèse

*A mes chers parents, Source inépuisable de tendresse, de patience
et de sacrifice,*

A ma chère épouse,

A toute ma famille,

A tous mes collègues et mes amis,

A tous ceux qui, de près ou de loin, ont participé à ce travail

Remerciements

Tout d'abord, je souhaite exprimer la profonde reconnaissance que je ressens envers toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à ce travail de thèse, et qui m'ont tant apporté aussi bien professionnellement que personnellement.

Je voudrais exprimer ma plus profonde gratitude à mes encadrants Mme Béatrice Canel-Depitre et M Atour Taghipour qui m'ont donné l'opportunité de rejoindre Nimec du Havre pour travailler avec eux et qui n'ont jamais cessé de me soutenir. Leur incroyable sens du détail, leurs commentaires perspicaces et leurs questions ont toujours contribué à l'amélioration de mon travail et j'ai énormément bénéficié de leurs vastes expériences et de leurs expertises. J'ai eu la chance d'être l'un de leurs doctorants et les mots sont impuissants à exprimer ma gratitude.

La relecture d'une thèse étant un exercice chronophage, je souhaite aussi exprimer toute ma gratitude aux membres du jury : M. Sbihi Abdelkader, M. Ftiti Zied, Mme Cros Sophie et M. Ben Ameer Hachmi. Leur présence en tant que jury de thèse est un honneur et un grand plaisir pour moi.

Je tiens à remercier ma famille de m'avoir soutenu et encouragé tout au long de ma vie.

« Continue, travaille, apprends. Et prends ton temps. La vie est si longue »

Monique Bosco

Introduction générale

Le problème de tournées des véhicules (VRP) est un problème important de distribution des marchandises car c'est un maillon de la chaîne logistique qui concerne la conception de routes d'un dépôt à un ensemble de clients géographiquement dispersés. Les premiers auteurs, qui ont étudié ce problème, sont Dantzig et Ramser (1959). Dans leur travail, les auteurs étudient la question de l'acheminement optimal d'une flotte de camions de livraison d'essence d'un terminal de vrac qui approvisionne un grand nombre de stations-service. Les trajets les plus courts entre deux points quelconques du système sont étudiés pour minimiser le kilométrage total parcouru par la flotte tout en satisfaisant les demandes de chaque station. Les auteurs proposent une procédure basée sur une formulation en programmation linéaire pour obtenir une solution quasi optimale.

La distribution du fret urbain est essentielle au fonctionnement des économies urbaines. Cependant, il contribue de manière significative à des problèmes tels que la congestion du trafic et la pollution de l'environnement.

Afin de répondre aux défis de la société moderne, l'organisation des processus logistiques nécessite des effets d'optimisation synergique des processus physiques et l'application de technologies innovantes. L'accent est mis sur l'optimisation continue des processus dans le but de fournir à l'utilisateur final des services plus rapides, de meilleure qualité et plus rentables.

L'objectif principal de cette recherche est de contribuer à l'écologisation de la distribution de fret urbain, qualité et rapidité des services et minimisation des coûts du transport en développant de nouveaux modèles mathématiques et algorithmes concernant le problème de collecte et livraison de marchandises.

La distribution urbaine de fret (DUF) joue un rôle indispensable dans le transport et la livraison des biens de consommation nécessaires pour soutenir plus de la moitié de la population mondiale qui vit désormais dans les zones urbaines (Ritchie et Roser, 2018). L'DUF est vital pour la croissance économique et sociétale des villes et est un catalyseur clé d'entreprises plus larges. Il croît actuellement à un rythme plus rapide que jamais, alors que le commerce électronique et la livraison de petits colis par des géants de la logistique tels que DHL, UPS, FedEx et DPD se répandent de plus en plus.

Parallèlement au rôle central que joue l'DUF dans le fonctionnement des économies urbaines, il génère cependant des externalités importantes telles que la congestion du trafic et la pollution de l'environnement. Les véhicules de fret représentent généralement 8% à 15% du flux de trafic

total dans les zones urbaines (MDS Transmodal, 2012) et sont responsables de 25% des émissions de CO₂ liées au transport urbain et de 30% à 50% des autres polluants liés au transport (par exemple les particules et Oxyde d'azote) (Alice / Ertrac, 2015).

L'DUF est également considéré comme plus polluant que le transport de marchandises à longue distance, car la consommation de carburant augmente fortement en raison des modes de conduite à arrêts multiples dans les centres urbains congestionnés (MDS Transmodal, 2012). Le problème devient de plus en plus complexe, car les nouvelles tendances suggèrent que la forte concurrence dans le secteur des services de messagerie entre plusieurs opérateurs a entraîné une augmentation du nombre de véhicules à chargement partiel (généralement des véhicules de transport de taille moyenne) qui pénètrent dans les zones résidentielles; dans de nombreux cas, si les résidents sont absents du travail, les livraisons par ces véhicules ne peuvent pas être effectuées et les marchandises doivent être retournées au dépôt du service de messagerie des colis et la livraison doit être réorganisée (MDS Transmodal, 2012).

Ce niveau important et toujours croissant d'émissions provenant des activités de transport urbain de marchandises a attiré l'attention des décideurs politiques et des gouvernements nationaux. La Commission européenne a, par exemple, fixé un objectif de « logistique urbaine essentiellement sans CO₂ dans les centres urbains d'ici 2030 » (Commission européenne, 2011). Une enquête récente qui vise à évaluer cet objectif (Allen et al., 2017) passe en revue les initiatives de fret qui devraient réduire les kilomètres des poids lourds et les émissions de CO₂ dans les zones urbaines européennes et classe les outils de routage et de programmation des véhicules parmi les meilleurs 10 initiatives ayant un impact, qui peuvent aider à atteindre une réduction d'environ 23% des véhicules-kilomètres de poids lourds d'ici 2030.

Depuis l'année 1959, différents auteurs ont étudié le problème en utilisant des approches d'optimisation combinatoire et de programmation en nombres entiers pour affecter une flotte de véhicules afin de desservir un certain nombre de clients. Les approches proposées peuvent être appliquées dans les domaines du transport, de la logistique et distribution. D'après De Jaegere et al. (2014), la littérature de VRP peut être divisée en douze sous-domaines de recherche : problème de tournées des véhicules avec contrainte de capacité ; problème d'acheminement de véhicule avec fenêtres de temps ; problème d'acheminement des véhicules hétérogènes ; problème d'acheminement de véhicules à plusieurs dépôts ; problème d'acheminement de véhicule avec retours (Backhauls) ; problème de tournées de véhicules avec partage des livraisons ; problème de tournées de véhicules dynamiques ; problème de tournées de véhicules périodiques ; problèmes de tournées des véhicules avec des demandes

stochastiques ; problèmes de tournées des véhicules avec collecte et livraison simultanés ; problème de tournées de véhicules ouvert ; problème de tournées de véhicules dépendant du temps ; problème de tournées de véhicules à compartiments multiples ; problème de tournées de véhicules cumulatif et bien d'autres variantes qui diffèrent par la nature de l'objectif, des contraintes ou les deux à la fois.

Le problème de tournées des véhicules avec collecte et livraison (PTVCL) est une extension du problème de tournées des véhicules (VRP) où les marchandises sont transportées d'un dépôt (ou de plusieurs dépôts) vers un ensemble de clients, ainsi que d'un ensemble de clients vers différents dépôts ou vers d'autres clients. La littérature sur le PTVCL s'est enrichi d'un nombre croissant de modèles au cours des dernières années en considérant différentes variantes, caractéristiques et hypothèses proposées par les auteurs. Ce problème peut être appliqué dans la distribution, par exemple dans l'industrie des boissons, ainsi que dans le contexte de la logistique inverse.

1 Objectifs de recherche de la thèse

Le transport joue un rôle clé dans la chaîne d'approvisionnement. Il est considéré comme le maillon principal de la chaîne en raison de son impact sur les trois critères nécessaires pour satisfaire le client : coût, délai et qualité.

Avec la mondialisation accrue, la logistique a envahi tous les domaines : le transport des marchandises et de personnes, l'industrie, le stockage (matières premières, encours et produits finis), ... En effet, le transport a une influence sur la performance du système logistique à travers le processus d'approvisionnement, de production de distribution (livraison des produits et retour (collecte)).

Cette thèse a pour objectif d'étudier une optimisation des problèmes de transport et de logistique, dont nous proposons des méta-heuristiques pour résoudre quelques variantes des problèmes de collecte et livraison des marchandises. L'intérêt pour les approches méta-heuristiques telles que les algorithmes itératifs, le recuit simulé, la recherche tabou, etc., a augmenté en raison de la capacité de ces approches à générer des solutions meilleures que celles générées par seulement les simples.

Cette recherche utilise des algorithmes de méta-heuristiques pour résoudre le problème de tournée de véhicules avec collecte et livraison de marchandises.

Compte tenu du potentiel des nombreuses possibilités de développement des liens commerciaux avec l'industrie en résolvant les problèmes de transport qui les concernent, nous avons proposé des solutions pratiques pour quelques variantes du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises ainsi que le développement de nouvelles technologies de transport.

Dans cette thèse, je me suis concentré sur le développement de nouveaux modèles mathématiques et algorithmes qui sont pertinents pour les trois principaux concepts suivants : (i) distribution urbaine de fret (DUF) vert via des VRPPD avec des considérations environnementales, (ii) minimiser les coûts totaux de transport, et (iii) éviter la congestion routière grâce à l'exploitation de nouveaux développements technologiques (drones).

Comme objectif spécifique, on va étudier la faisabilité de l'application de la nouvelle technologie « drone » dans le transport (livraison/collecte) de quelques types de marchandises.

La combinaison de deux modes de transport dans un seul problème est une nouvelle méthode d'optimisation du système de transport. Le transport routier en utilisant des camions classiques et le transport aérien avec les drones représentent un développement technologique permettant aux entreprises de minimiser leurs coûts de transport.

L'objectif scientifique est de développer de nouvelles approches de résolution sous forme d'algorithmes robustes pour l'optimisation de quelques variantes de tournées de véhicules avec collecte et livraison. L'objectif est aussi de coupler les camions avec des drones pour la livraison et collecte de marchandises en adaptant quelques méta-heuristiques pour résoudre le problème.

Pour atteindre cet objectif, nous avons identifié les points clés suivants :

- Explorer l'état de l'art des problèmes de tournée de véhicules avec collecte et livraison de marchandises et étudier l'utilisation de différentes méthodes de résolution dans le cas de certaines variantes de ce problème. Afin de bien analyser la littérature, une méthode de recherche basée sur un cadre d'analyse spécifique est proposée. Cette étude approfondie de la littérature se terminera par la proposition d'une classification de toutes les variantes du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises, ainsi que des directions pour les futures recherches.
- Proposer une méthode de résolution itérative basée sur la recherche locale pour la résolution d'une variante du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises là où les opérations de collecte et de livraison se font au même arrêt (problème de collecte et livraison simultanées). On compare les résultats obtenus par

l'approche proposée avec une approche exacte testée sur des petites et moyennes instances afin de prouver l'efficacité et la précision de notre approche. Ensuite, nous les comparons avec des autres approches existantes dans la littérature.

- Proposer l'algorithme de recuit simulé avec une liste taboue pour la résolution d'une nouvelle variante où la détérioration des bornes de fenêtres de temps imposées par le client est admissible à condition de paiement d'une pénalité en utilisant un flux limité de véhicules. Pour cette variante aussi, les opérations de collecte et de livraison sont mixées.
- Hybridation de l'approche itérative avec une simple heuristique : véhicule-premier drone-deuxième pour la résolution d'une variante où on inclut les drones dans la livraison de quelques types de marchandises. On évalue l'utilisation des drones dans le transport en comparant les résultats trouvés avec ceux en cas de non-utilisation des drones.
- Application des drones dans un problème de collecte et livraison mixtes avec fenêtres de temps flexibles et flux limité, en présentant un système et méthodes de contrôle des drones.

2 Contributions

- Modélisation mathématique des variantes du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises en tenant compte aussi bien des contraintes techniques que pratiques.
- Optimisation du réseau de transport en fonction de la nouvelle technologie « drone ».
- Proposition de nouvelles approches de résolution sous forme d'algorithmes robustes.

Cette thèse traite trois variantes du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison après une revue de la littérature approfondie et une classification des principales variantes tout en répondant aux cas particuliers suivants :

- Cas où la flotte de véhicules est limitée
- Livraison et collecte au même arrêt
- Fenêtres de temps flexibles (soft-time Windows)
- Livraison et collecte mixtes
- Introduction des drones dans les trajets des véhicules
- Paiement de pénalités de retard

La première contribution apparaît au niveau de la revue de la littérature du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises. Nous avons étudié les travaux de recherche entre 1989 et 2017 dont on a proposé un cadre d'analyse pour classer toutes les variantes et donner des statistiques sur les méthodes utilisées pour chaque extension.

La deuxième contribution est l'adoption d'une nouvelle approche de résolution (basée sur la recherche locale) pour la résolution de la variante avec livraison et collecte au même arrêt en utilisant un flux de véhicules limité.

La troisième contribution est la définition et la modélisation d'une nouvelle variante avec collecte et livraison mixtes et des fenêtres de temps souples, ainsi que la mise en œuvre d'un algorithme de recuit simulé pour la résoudre.

La quatrième contribution est la définition et la modélisation d'une nouvelle variante qui intègre les drones dans la distribution de quelques types de marchandises. L'hybridation de l'algorithme de recuit simulé avec une simple heuristique (véhicule-premier drone deuxième) pour la résolution de ce problème.

La cinquième contribution est le déploiement de véhicules aériens sans pilotes (drones) dans un problème de collecte et livraison de marchandises.

La thèse est organisée comme suit :

Le premier chapitre représente une introduction générale de ce travail. Il présente les motivations de cette recherche ainsi que les contributions.

Le deuxième chapitre étudie la littérature à travers un cadre d'analyse spécifique. Nous donnons une étude détaillée du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison des marchandises ainsi que ses différentes variantes, puis une classification combinant les approches de résolutions développées pour les variantes est proposée.

Le troisième chapitre représente la résolution d'une variante où la livraison et la collecte se font lors du même arrêt avec un flux limité en utilisant un algorithme robuste.

La variante pour laquelle il n'y a pas de priorité entre la collecte et la livraison est définie, modélisée et traitée dans le quatrième chapitre. Cette variante s'appelle collecte et livraison mixtes avec fenêtres de temps souples où la détérioration des bornes des fenêtres de temps est admissible avec application d'une pénalité proportionnelle au retard en utilisant le flux disponible (limité). Un algorithme de recuit simulé est proposé pour la résolution.

Dans un cinquième chapitre, la résolution d'une variante qui intègre les drones dans la distribution de quelques types de marchandises en cas de flux limité avec un algorithme itératif (véhicule-premier drone seconde) est proposée.

Finalement, nous avons intégré des drones dans un problème de transport (collecte/ livraison mixtes) de marchandises en cas de fenêtres de temps flexibles (à condition de paiement de pénalités de retard) et flux limité de véhicules. Un système et méthodes de contrôle de drones sont décrits, et un algorithme itératif hybride est utilisé pour résoudre ce problème.

Interdépendances des chapitres

Différents liens entre les chapitres du document sont à comprendre pour en avoir une lecture significative.

Le chapitre 1 présente une étude approfondie de la littérature qui se termine par une classification des variantes du problème général de livraison et collecte de marchandises. Cette taxonomie permet d'expliquer notre intérêt pour les variantes étudiées en chapitres 2,3,4 et 5.

Le chapitre 2 présente une nouvelle approche de résolution pour une variante du problème général du collecte et livraison. Cette approche est comparée avec une autre de la littérature pour montrer son efficacité dans la résolution de ce genre de problème.

Comme l'approche proposée dans le chapitre 2 a montré sa capacité à résoudre une variante existante du problème de collecte et livraison, le chapitre 3 adopte cette approche pour résoudre une nouvelle variante avec plus de complexité. Donc les chapitre 2 et 3 sont dépendants.

Les variantes étudiées dans les chapitres 2 et 3 sont définies dans la taxonomie du chapitre 1. Les chapitres 2 et 3 donc sont dépendants du chapitre 1.

Les chapitres 4 et 5 sont liés par l'introduction du drone dans les deux variantes étudiées dans ces deux chapitres. Les deux variantes sont formulées pour la première fois dans ce travail dont pour le 5^{ème} chapitre, la variante est plus compliquée à résoudre.

**Chapitre 1 : Taxonomie pour les problèmes d'acheminement des
véhicules avec livraison et collecte de marchandises**

1 Introduction

Afin de classer les approches existantes du problème de tournées des véhicules avec collecte et livraison (PTVCL), nous avons opté à une taxonomie sous différents critères de discriminations

- 1- Le type du réseau
- 2- Le type de demande
- 3- L'approche de résolution
- 4- Les caractéristiques du problème
- 5- La priorité de la visite des clients

Ce travail se base sur un cadre d'analyse proposé où la littérature de la PTVCL est classée en quatre classes fondamentales, ainsi différentes variantes sont générées en fonction des éléments de ce cadre d'analyse qui sont expliqués dans le paragraphe 3.

Ce document est organisé comme suit : les paragraphes deux à cinq présentent une description de la méthodologie de recherche, y compris le cadre d'analyse des différentes caractéristiques et approches de la littérature. La section six fournit une classification pour les problèmes de tournées de véhicules avec collectes et livraisons des marchandises. La section sept analyse et décrit les méthodes de résolution et les caractéristiques des problèmes traités. Et enfin, des conclusions.

2 Méthodologie de recherche

Afin d'analyser la littérature, nous avons adapté une méthodologie de recherche basée sur un cadre d'analyse pour classer les contributions. Dans cette recherche, nous nous concentrons sur la documentation de tournées de véhicules dédiée au collecte et à la livraison de marchandises. Nous analysons d'abord certaines contributions de la littérature en utilisant une analyse systématique basée sur plusieurs critères (les méthodes de résolution, les caractéristiques et les contraintes des problèmes). Ensuite, en utilisant cette analyse, nous proposons un schéma de classification de tournées des véhicules avec des approches de collecte et de livraison basées sur leurs outils méthodologiques sous-jacents (la forme du problème et l'approche de tournées). En d'autres termes, nous proposons une classification qui met l'accent sur les méthodes, plutôt que sur les caractéristiques des modèles de décision ou le contexte VRP (problème de tournées de véhicules). Cela nous permet d'analyser en amont la nature multidisciplinaire de ce domaine de recherche. Cette section décrit à la fois la méthodologie utilisée pour identifier et sélectionner les contributions de la littérature, et le cadre systématique d'analyse.

2.1 Identification des contributions

Afin d'identifier les contributions pertinentes, plusieurs requêtes ont été utilisées avec les bases de données. Les termes principaux utilisés dans ces requêtes sont « problème avec collecte et livraison », « problèmes avec retour (backhauls) », « collecte et livraison simultanées », « collecte et livraison », « problème de tournées du véhicule ». Plus de 400 contributions ont été révélées, notamment des articles de revues, des livres et des conférences entre 1989 et 2017. Puis, sur ces 400 contributions, nous en avons sélectionné près de 101 références en considérant différents critères afin d'éliminer les contributions non pertinentes pour cet examen, telles que les contributions traitant d'autres variantes de VRP.

2.2 Statistiques sur les contributions

Les recherches dans le domaine du transport et logistique ne cessent pas d'augmenter dont nous trouvons plus de 93% de contributions au problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison des marchandises dans les dernières décennies. 77% de ces références ont été publiées entre 2006 et 2017 or 20% des articles ont été publiés entre 1995 et 2005, et moins de 3% de ces références ont été publiées entre 1989 et 1994.

3 Cadre d'analyse

Afin d'étudier les dimensions structurelles et comportementales spécifiques de la littérature examinée, cette analyse se concentre sur deux critères principaux, qui mettent l'accent sur les caractéristiques des approches proposées : forme du problème et caractéristiques des approches de tournées. De même, chaque caractéristique principale est divisée en deux sous-caractéristiques :

- Forme du problème
 - Forme du réseau
 - Type de demande
- Approche de routage
 - Visite des clients
 - Méthodes de résolution

La forme du réseau ainsi que le type de demande spécifient la forme du problème, tandis que la façon de visiter les clients ainsi que la méthode mathématique utilisée pour résoudre le problème spécifient les caractéristiques des approches de tournées. Chacun de ces sous-critères est subdivisé en plusieurs dimensions, comme présenté ci-dessous.

3.1 Forme du réseau

La forme du réseau comprend deux dimensions principales qui sont utilisées pour mettre en contexte les contributions sélectionnées, car elles affectent la complexité du problème de tournées de véhicules :

- Nombre de dépôts : la configuration la plus simple implique un seul dépôt, à partir duquel les articles peuvent être livrés à différents clients. De plus, les dépôts multiples sont également considérés comme les nœuds de distribution dans certains articles.
- Forme de route : deux formes de route peuvent être distinguées : la route symétrique et la route asymétrique. La version symétrique apparaît lorsque la distance entre chaque paire de nœuds est la même dans les deux directions alors que l'asymétrique se produit lorsque la distance n'est pas la même.

3.2 Type de demande

Le critère suivant qui peut affecter la complexité du problème est le type de demande qui comprend deux dimensions principales :

- Certitude : Cela comprend deux types de demande. La demande déterministe et la demande aléatoire. Une demande stochastique est une demande incertaine incluant sa variation.
- Dynamisme : Qui comprend la demande dynamique et statique. La demande dynamique est modifiée au cours de l'horizon de planification, tandis qu'une demande statique est fixée durant le problème de tournées.

3.3 Visite des clients

La visite des clients dépend de différents facteurs, y compris du nombre de véhicules, de la présence de la contrainte de temps, du nombre de produits et de la façon choisie pour visiter les clients. Nous expliquons ensuite les composants de chaque facteur.

- Nombre et types de véhicules : Le problème de tournée peut être résolu en utilisant un ou plusieurs véhicules distribuant les produits des dépôts aux clients. Dans le cas de véhicules multiples, deux distinctions possibles sont des véhicules homogènes et hétérogènes.

- Types de produits : Le problème de tournée peut être soumis à la livraison d'un seul type de produit ou à la distribution de plusieurs types de produits.
- Contrainte de temps : L'existence ou la non-existence de la contrainte de temps est un autre aspect qui peut affecter la complexité du problème.
- Priorité de la visite : La littérature peut être divisée en fonction de l'attention accordée aux livraisons, aux collectes, aux livraisons et aux collectes et, enfin, à toute séquence de visite.

3.4 Méthodes

En général, les approches actuelles sont basées sur deux méthodes principales : les méthodes exactes et les méthodes approximatives. Ces méthodes peuvent respectivement être classées dans d'autres techniques. Le tableau suivant fournit aux lecteurs ces méthodes et techniques.

Tableau 1 : Classification des méthodes utilisées pour résoudre le PTVCL

Méthodes Exactes			<ul style="list-style-type: none"> - Branch and bound - Branch and cut - Branch and price - Set partitioning formulations
Méthodes Approchées	Heuristiques (simples) classiques	<i>Constructive</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Clarke and wright saving algorithm - Algorithme de balayage - Algorithme de Fisher et Jaikumar - Route first-cluster second
		<i>Amélioration</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Inter-route and intra-route exchanges - 2 and 3-opt move - Insertion
	Meta-heuristiques & hybridation	<i>Recherche locale</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Recherche tabou - Recuit simulé - Variable neighborhood search
		<i>Recherche basée sur la population</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Algorithme génétique - Algorithme mémétique
		<i>Mécanismes d'apprentissage</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Optimisation des réseaux neuronaux - Optimisation des colonies de fourmis

4 Analyse

En utilisant ce cadre d'analyse, chaque référence a été analysée selon quatre dimensions. Les résultats de cette analyse sont présentés dans les tableaux 2 à 4. Cette section analyse chaque dimension individuellement.

4.1 Forme du problème : forme du réseau et demande

Concernant la forme du problème, les formes étudiées les plus courantes concernent : les problèmes avec un seul dépôt couvrant des distances symétriques et dans l'environnement déterministe et statique. Parmi les articles étudiés, seulement 7% considère le problème avec plusieurs dépôts. Aucun auteur n'a étudié le problème sous des distances asymétriques. 9% des articles traitent des demandes stochastiques et seulement 5% des articles portent sur l'environnement dynamique (tableau 2).

Tableau 2 : Forme du problème : forme du réseau et demande

Année	Auteurs	Forme du problème			
		Forme du réseau		Demande	
		Dépôt Unique/ Multiple	Distance Symétrique/ ASymétrique	Certitude Déterministe/St ochastique	Dynamisme Statique/ Dynamique
1989	Goetschalckx & Jacobs-Blecha	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1991	Dumas et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1995	Gélinas et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1996	Gendreau et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1996	Potvin et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1996	Thangiah et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1997	Duhamel et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1997	Toth and Vigo	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1998	Mosheiov	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1999	Mingozzi et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
1999	Salhi and Nagy	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2000	Jung and Haghani	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2000	Nanry and Barnes	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2001	Dethloff	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2002	Angelelli and Mansini	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2002	Osman and Wassan	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2002	Wade and Salhi	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2003	Cheung et Hang	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2003	Li and Lim	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2003	Süral and Bookbinder	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2004	Hernández & Salazar-González	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2004	Mitrović-Minić et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2005	Crispim and Brandao	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2005	Mitra	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2005	Zhong and Cole	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2006	Bent and Van Hentenryck	Unique/M u.	Symétrique	Déterministe/St	Statique/Dy n.
2006	Brandao	Unique	Symétrique/Asy	Déterministe	Statique
2006	Chen and Wu	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2006	Dell'Amico et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2006	Fabri and Recht	Unique	Symétrique	Stochastique	Dynamique
2006	Gendreau et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Dynamique
2006	Ghaziri and Osman	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2006	Montané and Galvao	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2006	Tavakkoli-Moghaddam et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2007	Bianchessi and Righini	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique

2007	Ropke et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2008	Gribkovskaia et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2008	Lin, 2008	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2008	Subramanian et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2008	Wassan et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2008	Zhang et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Çatay, 2009	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Chunyu and Xiaobo	Multiple	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Cortés et al.	Unique	Symétrique	Stochastique	Dynamique
2009	Deng et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Gutiérrez-Jarpa et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Liu and Chung	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Tütüncü et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Wang and Wang, 2009	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Yuvraj Gajpal and Abad	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Yuvraj Gajpal and Abad, a	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Yuvraj Gajpal and Abad, b	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Zachariadis et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2009	Zhao et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2010	Hou and Zhou	Unique	Symétrique	Stochastique	Dynamique
2010	Mingyong and Erbao	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2011	Lin	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2011	Minis and Tatarakis	Unique	Symétrique	Stochastique	Statique
2012	Anbuodayasankar et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2012	Karaoglan et al.	Multiple	Symétrique	Déterministe	Statique
2012	Kassem and Chen	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2012	Zachariadis and Kiranoudis	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2013	Belmecheri et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2013	Goksal et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2013	Liu et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2013	Salhi et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2014	Palhazi Cuervo et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2014	Rieck et al.	Multiple	Symétrique	Stochastique	Dynamique
2014	Tajik et al.	Unique	Symétrique	Stochastique	Statique
2014	Vincent and Lin	Multiple	Symétrique	Déterministe	Statique
2014	Zhang et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Avci and Topaloglu	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Benavent et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Blocho and Nalepa	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Bortfeldt et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Cetin and Gencer	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Dimitrakos and Kyriakidis	Unique	Symétrique	Stochastique	Statique
2015	García-Nájera et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Heng et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Kachitvichyanukul et al.	Multiple	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Karaoglan and Altiparmak	Multiple	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Küçükoğlu and Öztürk	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Polat et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Rahmani et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2015	Wang et al.	Unique	Symétrique	Dter./Stochastiq ue	Statique
2015	Yalcin and Erginel	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Avci and Topaloglu	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Chen et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Cherkesly et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Dominguez et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Ghilas et al.	Multiple	Symétrique	Stochastique	Statique
2016	Ho and Szeto	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique

2016	Iassinovskaia et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Kalayci and Kaya	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Li et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Männel and Bortfeldt	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Oesterle and Bauernhansl	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Wassan et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2016	Wu et al.	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2017	Veenstra et al. a	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique
2017	Veenstra et al. b	Unique	Symétrique	Déterministe	Statique

4.2 Approche de routage : visite des clients

Les deux parties de l'approche de routage sont analysées séparément. Dans les visites des clients, les éléments étudiés les plus courants concernent : les problèmes de plusieurs véhicules homogènes donnant priorité à la sélection d'un seul produit sans contrainte de temps. Parmi les articles étudiés, seulement 10% des articles considèrent le problème en utilisant des véhicules hétérogènes. 9% des articles considèrent le problème avec plusieurs produits et 61% des articles ne considèrent pas la contrainte de temps dans la résolution de problèmes. Enfin, l'auteur donne la priorité aux collectes (33% des articles). 28% des papiers donnent le même degré de priorité aux livraisons et collectes. 26% des articles donnent la priorité aux livraisons en priorité et 19% des articles ne considèrent aucune priorité (tableau 3).

Tableau 3 : Approche de routage : visite des clients

Année	Auteurs	Approche de routage			
		visite des clients			
		Nombre et types de véhicules Unique/ Multiple (Homogène/ Hétérogène)	Types de produits Unique/ Multiple	Contrainte de temps Avec / Sans	Priorité de la visite Livraisons/ Collectes/ Tous les deux/ Toute séquence
1989	Goetschalckx & Jacobs-Blecha	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
1991	Dumas et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
1995	Gélinas et al.	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
1996	Gendreau et al.	Unique	Unique	Sans	Livraisons
1996	Potvin et al.	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
1996	Thangiah et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
1997	Duhamel et al.	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
1997	Toth and Vigo	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
1998	Mosheiov	Unique, Homo.	Unique	Sans	Toute séquence
1999	Mingozzi et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
1999	Salhi and Nagy	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
2000	Jung and Haghani	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2000	Nanry and Barnes	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2001	Dethloff	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2002	Angelelli and Mansini	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2002	Osman and Wassan	Homogène	Unique	Sans	Livraisons

2002	Wade and Salhi	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence
2003	Cheung and Hang	Hétérogène	Unique	Avec	Collectes
2003	Li and Lim	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2003	Süral and Bookbinder	Unique	Unique	Sans	Toute séquence
2004	Hernández & Salazar-González	Unique	Unique	Sans	Collectes
2004	Mitrović-Minić et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2005	Crispim and Brandao	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence
2005	Mitra	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2005	Zhong and Cole	Homogène	Unique	Avec	Livraison/t. séquence
2006	Bent and Van Hentenryck	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2006	Brandao	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2006	Chen and Wu	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2006	Dell'Amico et al.	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2006	Fabri and Recht	Homogène	Unique	Avec	Toute séquence
2006	Gendreau et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2006	Ghaziri and Osman	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2006	Montané and Galvao	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2006	Tavakkoli-Moghaddam et al.	Hétérogène	Unique	Sans	Livraisons
2007	Bianchessi and Righini	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2007	Ropke et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2008	Gribkovskaia et al.	Unique	Unique	Sans	Tous les deux
2008	Lin	Hétérogène	Unique	Avec	Collectes
2008	Subramanian et al.	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2008	Wassan et al.	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux/ Toute séquence
2008	Zhang et al.	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2009	Çatay	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2009	Chunyu and Xiaobo	Hétérogène	Unique	Sans	Livraisons
2009	Cortés et al.	Homogène	Unique	Sans	Collectes
2009	Deng et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2009	Gutiérrez-Jarpa et al.	Unique	Unique	Sans	Toute séquence
2009	Liu and Chung	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence
2009	Tütüncü et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons/ Toute séquence
2009	Wang and Wang	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2009	Yuvraj Gajpal and Abad	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
2009	Yuvraj Gajpal and Abad, a	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence
2009	Yuvraj Gajpal and Abad, b	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2009	Zachariadis et al.	Homogène	Unique	Sans	Collectes
2009	Zhao et al.	Unique	Unique	Sans	Collectes
2010	Hou and Zhou	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2010	Mingyong and Erbao	Hétérogène	Unique	Avec	Tous les deux
2011	Lin	Homogène	Multiple	Avec	Collectes
2011	Minis and Tatarakis	Unique	Unique	Sans	Toute séquence/ Tous les deux
2012	Anbuudayasankar et al.	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence
2012	Karaoglan et al.	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2012	Kassem and Chen	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2012	Zachariadis and Kiranoudis	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2013	Belmecheri et al.	Hétérogène	Unique	Avec	Toute séquence
2013	Goksal et al.	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence/ Tous les deux
2013	Liu et al.	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2013	Salhi et al.	Hétérogène	Unique	Sans	Livraisons
2014	Palhazi Cuervo et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2014	Rieck et al	Homogène	Multiple	Sans	Collectes
2014	Tajik et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2014	Vincent and Lin	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux

2014	Zhang et al.	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2015	Avcı and Topaloglu	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence/Tous les deux
2015	Benavent et al.	Homogène	Multiple	Sans	Collectes
2015	Blocho and Nalepa	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2015	Bortfeldt et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2015	Cetin and Gencer	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2015	Dimitrakos and Kyriakidis	Unique	Multiple	Sans	Tous les deux
2015	García-Nájera et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2015	Heng et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2015	Kachitvichyanukul et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2015	Karaoglan and Altıparmak	Homogène	Unique	Sans	Toute séquence
2015	Küçüköğlü and Öztürk	Homogène	Unique	Avec	Livraisons
2015	Polat et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2015	Rahmani et al.	Homogène	Multiple	Sans	Collectes
2015	Wang et al.	Homogène	Unique	Avec	Tous les deux
2015	Yalcın and Erginel	Homogène	Unique	Sans	Collectes
2016	Avcı and Topaloglu	Hétérogène	Unique	Sans	Collectes
2016	Chen et al.	Homogène	Multiple	Sans	Collectes
2016	Cherkesly et al.	Homogène	Unique	Multiple	Collectes
2016	Dominguez et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2016	Ghilas et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2016	Ho and Szeto	Unique	Unique	Sans	Collectes
2016	Iassinovskaia et al.	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2016	Kalaycı and Kaya	Homogène	Unique	Sans	Tous les deux
2016	Li et al.	Homogène	Unique	Avec	Collectes
2016	Männel and Bortfeldt	Homogène	Multiple	Sans	Collectes
2016	Oesterle and Bauernhansl	Hétérogène	Unique	Avec	Toute séquence
2016	Wassan et al.	Homogène	Unique	Sans	Livraisons
2016	Wu et al.	Hétérogène	Unique	Avec	Toute séquence
2017	Veenstra et al.	Homogène	Multiple	Sans	Collectes
2017	Veenstra et al. b	Unique	Unique	Sans	Collectes

4.3 Approche de routage : méthodes proposées

Dans la partie consacrée aux méthodes de résolution, les méthodes les plus couramment utilisées dans la résolution sont les est méta-heuristiques et leur hybridation avec 68% du nombre total de documents. L'application de méthodes exactes et heuristiques est limitée à près de 15% (tableau 4).

Tableau 4 : Approche de routage : méthodes proposées

Année	Auteurs	Approche de routage	
		Méthode proposée	
		Nom	Type de la méthode Exacte(E)/ Heuristique(H))/ Meta- heuristique & Hybridation (MH)

1989	Goetschalckx & Jacobs-Blecha	Space filling curve heuristic & exchange improvement procedures	H
1991	Dumas et al.	Algorithme utilisant la génération de colonnes avec une contrainte de plus court chemin comme sous-problème	E
1995	Gélinas et al.	Branching strategy (column generation)	E
1996	Gendreau et al.	Near optimal heuristic (six heuristic)	MH
1996	Potvin et al.	Algorithme génétique	MH
1996	Thangiah et al.	Recherche Locale	MH
1997	Duhamel et al.	Recherche Tabou	MH
1997	Toth and Vigo	Branch & bound (lagrangian lower bound strengthened)	E
1998	Mosheiov	Tour partitioning heuristic	H
1999	Mingozzi et al.	HDS & EHP procedures	E
1999	Salhi and Nagy	Heuristique d'insertion de cluster	H
2000	Jung and Haghani	Algorithme génétique	MH
2000	Nanry and Barnes	Recherche Tabou réactive	MH
2001	Dethloff	Constructive heuristic based on cheapest insertion, radial surcharge and residual capacity	H
2002	Angelelli and Mansini	Branch & price	E
2002	Osman and Wassan	Reactive tabu search	MH
2002	Wade and Salhi	Greedy insertion heuristic	H
2003	Cheung and Hang	Multiattribute label matching algorithms	MH
2003	Li and Lim	Tabu embeded simulated algorithm	MH
2003	Süral and Bookbinder	Miller trucker zemlin sub-tour	E
2004	Hernández & Salazar-González	Branch & cut algorithm based on a new 0-1 ILP model	E
2004	Mitrović-Minić et al.	Double horizon based heuristic (cheapest insertion procedure & tabu search)	MH
2005	Crispim and Brandao	Tabu algorithm & variable neighborhood decent	MH
2005	Mitra	Construction heuristic	H
2005	Zhong and Cole	Guided local search	MH
2006	Bent and Van Hentenryck	Simulated annealing algorithm with large neighborhood search	MH
2006	Brandao	New tabu search	MH
2006	Chen and Wu	Tabu lists & route improvement procedures	MH
2006	Dell'Amico et al.	Branch & price based on dynamic programming & state space relaxation	E
2006	Fabri and Recht	Local search technique	MH
2006	Gendreau et al.	Adaptive descent & tabu search heuristics	MH
2006	Ghaziri and Osman	Self organaizing feature maps algorithm	H
2006	Montané and Galvao	Tabu search (TS)	MH
2006	Tavakkoli-Moghaddam et al.	Memetic algorithm	MH
2007	Bianchessi and Righini	Local search & tabu search	MH
2007	Ropke et al.	Branch and cut algorithm	E
2008	Gribkovskaia et al.	Classical construction heuristic and tabu search	MH
2008	Lin	Cooperative strategy	E
2008	Subramanian et al.	Recherche locale itérée	MH
2008	Wassan et al.	Recherche tabou réactive	MH
2008	Zhang et al.	Ant colony system with the pheromone updating strategy of ASRank & MMAS ant algorithm	MH
2009	Çatay	Ant colony optimization	MH
2009	Chunyu and Xiaobo	Hybrid generic algorithm	MH
2009	Cortés et al.	Adaptive predictive based on particle swarm optimization	MH
2009	Deng et al.	Recuit simulé amélioré	MH
2009	Gutiérrez-Jarpa et al.	Branch & cut	E
2009	Liu and Chung	Variable neighborhood tabeau search	H

2009	Tütüncü et al.	Greedy randomized adaptive memory programming search	MH
2009	Wang and Wang	Reactive tabu search	MH
2009	Yuvraj Gajpal and Abad	Saving based algorithm (partition based algorithm, nearest depot algorithm, saving algorithm & tillman's saving algorithm)	MH
2009	Yuvraj Gajpal and Abad, a	Système de colonies de fourmis	MH
2009	Yuvraj Gajpal and Abad, b	Système multi colonies de fourmis	MH
2009	Zachariadis et al.	Hybrid algorithm (tabu search with guided local search)	MH
2009	Zhao et al.	Algorithme génétique	MH
2010	Hou and Zhou	Algorithme génétique amélioré	MH
2010	Mingyong and Erbao	Improved differential evolution algorithm	MH
2011	Lin	Two stage heuristic	H
2011	Minis and Tatarakis	Dynamic programming algorithm	E
2012	Anbuudayasankar et al.	Genetic algorithm & modified saving heuristic	MH
2012	Karaoglan et al.	Two phase heuristic based on simulated annealing	MH
2012	Kassem and Chen	Classical heuristics (insertion based heuristic)	H
2012	Zachariadis and Kiranoudis	Local search algorithm	H
2013	Belmecheri et al.	Particle swarm optimization with local search	MH
2013	Goksal et al.	Hybrid algorithm (particle swarm optimization with variable neighbourhood descent algorithm)	MH
2013	Liu et al.	Algorithme génétique et recherche tabou	MH
2013	Salhi et al.	Set partitioning based heuristic	H
2014	Palhazi Cuervo et al.	Recherche locale itérée	MH
2014	Rieck et al.	Heuristic and a genetic algorithm	MH
2014	Tajik et al.	Robust mixed integer linear programming	E
2014	Vincent and Lin	Multi start simulated annealing heuristic	MH
2014	Zhang et al.	Ant colony system with tabu search	MH
2015	Avci and Topaloglu	Adaptive local search algorithm (simulated annealing with variable neighborhood)	MH
2015	Benavent et al.	Tabu search in a multi start framework	MH
2015	Blocho and Nalepa	Parallel guided ejection search algorithm	H
2015	Bortfeldt et al.	Adaptive large neighborhood search and a Variable neighborhood search	MH
2015	Cetin and Gencer	Algorithme heuristique	H
2015	Dimitrakos and Kyriakidis	Algorithme de programmation dynamique	MH
2015	García-Nájera et al.	Similarity based selection evolutionary algorithm	MH
2015	Heng et al.	Two exact methods (one-step & two step)	E
2015	Kachitvichyanukul et al.	Particle swarm optimization	MH
2015	Karaoglan and Altiparmak	Memetic (genetic algorithm+ simulated annealing)	MH
2015	Küçükoglu and Öztürk	Simulated annealing & tabu search meta heuristic	MH
2015	Polat et al.	Perturbation based neighborhood search	MH
2015	Rahmani et al.	Routing improvement local search and the processing centers location improvement local search	MH
2015	Wang et al.	Parallel simulated annealing	MH
2015	Yalcin and Erginel	Fuzzy multi objective programming (clustering, routing and local search)	MH
2016	Avci and Topaloglu	Adaptive local search algorithm (Simulated Annealing with Variable Neighborhood)	MH
2016	Chen et al.	Particle swarm optimization with self	MH
2016	Cherkesly et al.	Branch price and cut algorithm	E

2016	Dominguez et al.	Neighborhood search with biased randomised versions of routing and packing heuristics	MH
2016	Ghilas et al.	Scenario based solution methodology	H
2016	Ho and Szeto	GRASP and path relinking	MH
2016	Iassinovskaia et al.	Cluster first-route second	MH
2016	Kalayci and Kaya	Ant colony system and a Variable neighborhood search	MH
2016	Li et al.	Adaptive large neighborhood search	MH
2016	Männel and Bortfeldt	Large neighborhood search and a tree search heuristic	MH
2016	Oesterle and Bauernhansl	Exact method based on clustering	E
2016	Wassan et al.	Reactive tabu search	MH
2016	Wu et al.	Multi-attribute label-based Ant Colony System (LACS) algorithm	MH
2017	Veenstra et al.	Branch-price- and-cut algorithm a labeling algorithms	E/MH
2017	Veenstra et al. b	Large neighborhood search (LNS)	MH

5 Discussion

Concernant les caractéristiques des méthodes proposées dans la littérature, cette analyse met en évidence le fait que la plupart des approches sont basées sur des mécanismes méta-heuristiques d'exploration de l'espace de la solution. En d'autres termes, la plupart des méthodes ne visent pas à trouver une solution optimale. Ce manque de méthodes formelles exactes peut être lié à la taille des problèmes qui peuvent limiter la réalisation d'une solution optimale. Ainsi, ce manque de méthodes exactes demeure une opportunité pour développer davantage l'exploration quasi optimale de l'espace de la solution.

6 Classification des approches de tournées

Cette analyse de la littérature met en évidence les aspects généraux des contributions de tournée des véhicules avec livraisons et collectes. Ces contributions ont construit leurs approches en se basant sur différents algorithmes exacts ou approximatifs pour acheminer ou programmer une flotte de véhicules qui servent un ensemble de clients et livre et ramasse un ensemble de produits. En utilisant différentes caractéristiques, différentes variantes de ces approches sont proposées dans la littérature. Cette section propose une classification de ces différentes approches, en fonction de leur algorithme méthodologique de routage (tableau 5).

Tableau 5 : Principales classes d'approches de routage

Classe principale	Explication	Exemple schématique
Problèmes avec les livraisons effectuées avant tous les collectes (PLAR)	Toutes les livraisons doivent être effectuées avant tout collecte sur chaque route.	
Les problèmes de livraison et de collecte se produisent dans n'importe quelle séquence (PLRIS)	Les livraisons et les retours peuvent se produire dans n'importe quelle séquence d'un tour de véhicule.	
Problèmes avec les livraisons et les collectes effectués au même arrêt (PLRMA)	Un ensemble de clients est géographiquement dispersé, chaque client a besoin à la fois d'une livraison et d'une opération de collecte.	
Problèmes avec livraison et collecte commençant par le collecte (PLCCR)	Tous les collectes doivent être effectués avant toute livraison sur chaque route.	

Ce schéma de classification comprend quatre classes principales d'approches générales et différentes sous-classes sont proposées en fonction de la formulation du problème et de l'approche de tournées analysée précédemment (tableau 6).

6.1 Problèmes avec les livraisons effectuées avant tous les collectes (PLAR)

Dans cette catégorie de problèmes, toutes les livraisons doivent être faites avant tout collecte sur chaque route. En ce qui concerne les méthodes utilisées pour résoudre le problème, trois sous-classes principales sont distinguées dans cette classe : méthodes exactes pour les problèmes dans lesquels les livraisons sont effectuées avant tous les collectes (PDBP) ; méthodes heuristiques classiques pour les problèmes dans lesquels les livraisons effectuées avant tous les collectes et les méthodes méta-heuristiques et d'hybridation pour les problèmes avec les livraisons sont effectuées avant tous les collectes. Considérant les différentes formes du problème, analysées dans notre cadre d'analyse, nous distinguons quatre variantes pour la dernière sous-classe.

6.1.1 Méthodes exactes

Les méthodes de résolution exactes permettent d'obtenir une solution optimale des problèmes. Ces méthodes sont utilisées pour résoudre de petits problèmes où le nombre de combinaisons possibles est assez faible. Il existe un nombre limité de travaux dans la littérature utilisant des

méthodes exactes pour résoudre les problèmes dans lesquels les livraisons sont faites avant toute charge de collecte parce que ces problèmes sont classés NP-difficile (selon la théorie de la complexité).

(Toth et Vigo, 1997) ont traité le problème de tournée de véhicule symétrique et asymétrique avec des backhaul dans un cadre consolidé. La version symétrique se produit lorsque la distance entre chaque paire de nœuds est la même dans les deux directions alors que l'asymétrie se produit lorsque la distance n'est pas la même. Pour ce problème, ils ont proposé un modèle de programmation linéaire entier et la limite inférieure lagrangienne obtenue par l'algorithme de branch and bound est également combinée avec une limite inférieure obtenue en supprimant les contraintes de capacité pour obtenir une procédure de délimitation globale effective. (Mangozzi et al. 1999) ont mis au point une nouvelle formulation de programmation en nombre entier (0-1) pour le problème de tournée de véhicules avec des retours (backhaul) où les clients de retour (collecte) doivent être visités après les clients de livraison. Ils ont trouvé une limite inférieure à la solution optimale en combinant diverses méthodes heuristiques pour résoudre la relaxation LP du problème double. L'algorithme pour la formulation exacte a montré une efficacité dans la résolution des problèmes jusqu'à 100 nœuds. Tandis que (Géline et al. 1995) ont utilisé une stratégie de branchement pour les approches de Branch and Bound basées sur la génération de colonnes (une méthode de résolution qui consiste à décomposer l'ensemble des contraintes en deux sous-ensembles pour résoudre efficacement ce problème. Elle consiste à générer au sein d'un algorithme à plusieurs étapes, les variables qui sont susceptibles d'améliorer la solution courante) pour le problème de tournée des véhicules avec retour (backhauling) et fenêtres de temps, où le backhauling n'est autorisé qu'après la visite de tous les clients de livraison (Linehaul). Ils ont trouvé que cette méthode est efficace, là où l'algorithme a réussi à résoudre les problèmes jusqu'à 100 clients.

6.1.2 Méthodes heuristiques classiques (simples)

Une heuristique est définie par (Reeves, 1995) comme une technique qui cherche de bonnes solutions (quasi-optimales) pour un coût de calcul raisonnable sans pouvoir garantir l'optimalité. La priorité des livraisons dans le problème de tournée de véhicules avec des backhaul est traitée par un peu de méthodes heuristiques classiques.

(Ghaziri et Osman, 2006) ont présenté un travail qui traite le problème de tournée de véhicules avec des backhails (retours) où un algorithme de cartes de caractéristiques auto-organisatrices a été proposé. Cet algorithme utilise des concepts de réseau de neurones compétitifs non

supervisés pour résoudre ce problème, où après avoir généré les routes, la procédure 2-opt est appelée pour améliorer la solution. Les auteurs ont comparé leur approche avec d'autres de la littérature. Les résultats expérimentaux ont montré que la méthode proposée était compétitive par rapport à la qualité de la solution, alors qu'elle nécessite plus d'effort de calcul.

6.1.3 Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation

Les méta-heuristiques tentent de trouver l'optimum global d'un problème d'optimisation difficile sans être pris au piège par les optima locaux. Il s'agit d'une stratégie générale de niveau supérieur qui guide d'autres heuristiques pour rechercher des solutions réalisables dans des domaines où la résolution est difficile. Il y a un énorme travail dans la littérature qui utilise la méta-heuristique ou l'hybridation pour les problèmes dans lesquels les livraisons sont faites avant tous les collectes. Selon les différentes caractéristiques, de nombreuses variantes de ce problème sont générées. La première variante est caractérisée par une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et une contrainte de temps (PLAR -HUUSSDT). La deuxième extension du problème dans lequel les livraisons sont effectuées avant tous les collectes (collectes) est caractérisée par une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (PLAR -HUUSSD). La troisième variante est l'ensemble des problèmes avec flotte hétérogène de véhicules, dépôt unique, produit unique, distance symétrique et asymétrique, environnement statique et demande déterministe (PLAR -HEUUSASD). Une autre variante nommée (PLAR -HEMUSSD) a les mêmes caractéristiques de PLAR -HEUUSASD sauf que le nombre de dépôts est différent, où elle utilise des multi-dépôts et une distance symétrique.

6.2 Les problèmes de livraison et de collecte se produisent dans n'importe quelle séquence (PLRIS)

Le problème sans priorité de livraison est un problème dénote le fait que les livraisons et les retours peuvent se produire dans n'importe quelle séquence sur un tour de véhicule. En ce qui concerne les méthodes utilisées pour résoudre ce problème, trois sous-classes principales sont distinguées dans cette classe : les méthodes exactes ; les méthodes heuristiques classiques et les méthodes méta-heuristiques et d'hybridation pour les problèmes où les livraisons et les collectes se produisent dans n'importe quelle séquence. Considérant différentes formes du problème, analysées dans notre cadre d'analyse, nous distinguons trois variantes pour la dernière sous-classe.

6.2.1 Méthodes exactes

(Gutiérrez-Jarpa et al., 2009) ont développé une nouvelle formulation utilisant des variables de bord et de choix pour un problème de tournée de véhicule dans lequel les collectes sont effectuées uniquement si la capacité du véhicule est capable de s'adapter à la charge collectée. Ce travail a traité ce problème dans le cas d'un seul véhicule est utilisé. Afin de minimiser les coûts de transport et de collecte, les auteurs ont proposé une méthode de Branch and Cut, qui est testée sur un certain nombre d'exemples tirés de la littérature. Les résultats computationnels ont prouvé que l'approche proposée était capable de réduire le temps de la solution et de résoudre les problèmes avec un nombre de nœuds jusqu'à 90.

6.2.2 Méthodes heuristiques classiques (simples)

(Tütüncü et al. 2009) ont étudié ce problème dans lequel les livraisons après collecte sont autorisées. Les auteurs ont proposé une approche interactive visuelle basée sur la recherche de programmation de mémoire adaptative aléatoire gloutonne (GRAMPS) pour ces problèmes. Ils ont développé un système d'aide à la décision (DSS) qui rend l'heuristique utilisée sous le contrôle de l'utilisateur. Les résultats de calcul sur deux ensembles de données (set1 et set2) ont montré que l'approche proposée est capable de produire des solutions de haute qualité pour ce type de problèmes.

6.2.3 Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation

Différentes approches sont proposées en tant que méthodes méta-heuristiques et d'hybridation pour les problèmes de livraison et de collecte dans n'importe quelle séquence. La première classe traite de l'ensemble des problèmes que le collecte et la livraison se produisent dans n'importe quelle séquence avec une flotte hétérogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et différentes fenêtres de temps (PLRIS-HEUUSSDT). Une autre variante est celle qui utilise une flotte homogène de véhicules, un seul dépôt, un seul produit, une distance symétrique et un environnement statique et une demande déterministe (PLRIS -HUUSSD). La troisième variante est étudiée dans cette classe qui utilise une flotte homogène de véhicules v des multi-dépôts, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (PLRIS -HMUSSD).

6.3 Problèmes avec les livraisons et les collectes effectués au même arrêt (PLRMA)

Pour les problèmes dans lesquels la livraison et le collecte sont effectués au même arrêt et où un ensemble de clients est géographiquement dispersé, chaque client nécessite à la fois une

opération de livraison et une opération de collecte. En ce qui concerne les méthodes utilisées pour résoudre ce problème, trois sous-classes principales sont distinguées dans cette classe : les méthodes exactes ; les méthodes heuristiques classiques et les méthodes méta-heuristiques et d'hybridation. En considérant les différentes formes du problème, analysées dans notre cadre d'analyse, nous distinguons sept variantes pour la dernière sous-classe.

6.3.1 Méthodes exactes

(Angelelli et Mansini, 2002) sont les premiers à utiliser des algorithmes exacts pour le problème de tournée de véhicules avec livraison et collecte simultanée et avec fenêtres de temps. Ils ont implémenté une approche de Branch and Price basée sur une formulation de couverture pour le problème principal où ils ont utilisé une relaxation du problème de chemin le plus court élémentaire avec des fenêtres de temps et des contraintes de capacité comme problème de tarification (prix). Pour l'analyse expérimentale, les instances de références connues pour VRPTW (problème de tournées de véhicules avec fenêtre de temps) ont été modifiées. (Dell'Amico et al. 2006) ont également proposé une approche par Branch and Price pour le problème de tournées des véhicules avec distribution et collecte simultanées (PLRMA). Ils ont étudié comment appliquer cette technique pour résoudre ce problème et ils ont implémenté une programmation dynamique exacte et une relaxation d'espace d'état comme deux manières de résoudre le sous-problème de prix (Pricing) pour les comparer à travers des expériences computationnelles. Les auteurs ont conclu que la Branch and Price est une méthode fiable pour résoudre les petites et moyennes instances.

6.3.2 Méthodes heuristiques classiques (simples)

(Kassem et Chen, 2012) ont présenté un travail qui traite le problème de tournée de véhicules où le collecte et la livraison sont effectués au même arrêt dans des fenêtres de temps. Ils ont utilisé un modèle de programmation mathématique pour formuler ce problème, puis ils ont proposé une méthode heuristique qui est une heuristique de construction de route séquentielle pour la résoudre. Ils ont conclu, d'après leurs résultats expérimentaux, que cette heuristique peut fournir des solutions quasi-optimales pour des problèmes de différentes tailles avec un temps de calcul très court ; ils ont ainsi résolu plusieurs problèmes d'instance avec 50 nœuds. (Cetin et Gencer, 2015) ont développé un modèle mathématique pour le problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison et avec des fenêtres de temps limitées (Hard) dans lesquelles les arrivées après la limite supérieure des fenêtres temporelles ne sont pas permises. Ils ont proposé un algorithme heuristique pour minimiser le temps d'attente dans ce problème. Parce qu'ils sont les premiers auteurs à résoudre le PLRMATW, les données de Solomon sont

modifiées afin d'être utilisées dans cet algorithme. Les résultats du modèle mathématique et de l'algorithme heuristique ont été comparés en calculant les valeurs d'écart en fonction du type de problème. Ils ont conclu que l'algorithme heuristique obtient des valeurs très proches du modèle mathématique pour les problèmes de petite taille. Alors que pour les problèmes de grande taille, l'algorithme heuristique donne de meilleurs résultats que le modèle mathématique.

6.3.3 Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation

Les auteurs ont proposé différentes méta-heuristiques et aussi une hybridation pour le problème de tournée des véhicules où les livraisons et les collectes se font au même arrêt. Comme les autres classes de problèmes, les problèmes dans lesquels le collecte et la livraison sont effectués au même arrêt ont des variantes différentes.

La première extension (variante) est l'ensemble des problèmes de livraisons et de collectes effectués au même arrêt avec une flotte homogène de véhicules, un seul dépôt, un seul produit, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (PLRMA -HUUSSD). La deuxième extension est l'ensemble des problèmes liés à la flotte homogène de véhicules, au dépôt unique, au produit unique, à la distance symétrique, à l'environnement statique, à la demande déterministe et aux fenêtres temporelles (PLRMA -HUUSSDT). Il existe deux autres variantes qui utilisent un seul véhicule. Dans le premier nous avons un seul dépôt, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (PLRMA -UUUSSD). Dans la seconde, nous avons des multi-dépôts, un seul produit, une distance symétrique, un environnement statique et une demande stochastique (PLRMA -UMUSSS). Dans la littérature, une nouvelle variante est apparue utilisant une flotte hétérogène de véhicules, un seul dépôt, un seul produit, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (PLRMA -HEUSSD). Une autre variante existe qui utilise une flotte homogène de véhicules, un seul dépôt, un seul produit, une distance symétrique, un environnement dynamique et une demande stochastique (PLRMA -HUUSDS). Pour l'utilisation de plusieurs dépôts, il existe une variante qui prend en compte la flotte homogène, les dépôts multiples, le produit unique, la distance symétrique, l'environnement statique et la demande déterministe qui porte le nom (PLRMA -HMUSSD).

6.4 Problèmes avec livraison et collecte commençant par le collecte (PLCCR)

En ce qui concerne les méthodes utilisées pour résoudre le problème, trois sous-classes principales sont distinguées dans cette classe : les méthodes exactes ; méthodes heuristiques classiques et méthodes méta-heuristiques et d'hybridation. Considérant les différentes formes

du problème, analysées dans notre cadre d'analyse, nous distinguons huit variantes pour la dernière sous-classe.

6.4.1 Méthodes exactes

(Heng et al, 2015) ont présenté une formulation mixte d'un problème multi-objectif de tournée de véhicule à capacité hétérogène avec des fenêtres de temps et avec une collecte et une livraison simultanée pour la logistique urbaine du dernier kilomètre. Ils ont proposé deux méthodes exactes pour le résoudre, les méthodes en une étape et en deux étapes. Dans ce travail, les auteurs ont tenté d'optimiser la distance parcourue, le temps de trajet total et l'émission totale causée par l'exécution des routes de la flotte. Les résultats numériques ont montré que la méthode en une étape fournit une solution plus réaliste à travers la discrétisation de la vitesse du véhicule. Tandis que (Lin, 2008) a proposé des approches exactes du problème de tournée des véhicules avec collecte et livraison et des fenêtres temporelles où l'objectif est de desservir tous les clients à un coût minimum (coût fixe du véhicule et coût de déplacement variable). Il a modélisé ce problème par une formulation de programmation entière où une stratégie coopérative et une stratégie multi-route indépendante sont présentées. Par rapport à une heuristique de construction basée sur l'insertion, la stratégie coopérative et la stratégie multi-route indépendante permettent de réaliser des économies à la fois sur le coût total et sur les véhicules dans chaque instance testée.

6.4.2 Méthodes heuristiques classiques (simples)

(Lin, 2011a) a mis au point un programme de nombres entiers mixtes pour un problème de tournée de véhicules avec collecte et livraison dans lequel deux ressources différentes sont utilisées pour transporter les articles lourds et légers des clients. Ensuite, une heuristique à deux niveaux utilisant des approches exactes et une chaîne d'éjection basée sur la modification de l'algorithme du plus court chemin. Les auteurs ont généré deux solutions initiales en utilisant une version de relaxation et une version simplifiée du programme d'entiers mixtes. Cette méthode utilisant la stratégie de coordination a été comparée avec d'autres méthodes avec une stratégie indépendante et une stratégie de coordination partielle pour les problèmes jusqu'à 200 clients, où, en termes de coût total moyen inférieur et d'utilisation de ressources lourdes, l'avantage de la coordination a été réalisé par rapport à la stratégie indépendante.

6.4.3 Méthodes méta-heuristiques et d'hybridation

De nombreuses méthodes méta-heuristiques et d'hybridation sont proposées pour différentes variantes du problème avec collecte et livraison qui commence par la charge de collecte. Selon

la littérature, nous avons distingué huit variantes pour la dernière sous-classe : flotte de véhicules homogène, dépôt unique, produit unique, distance symétrique, environnement statique, demande déterministe et contrainte de temps (PLCCR -HUUSSDT) ; flotte hétérogène de véhicules, dépôt unique, produit unique, distance symétrique, environnement statique, demande déterministe et contrainte temporelle (PLCCR -HEUUSDT); flotte homogène de véhicules, dépôt unique, produit unique, distance symétrique, environnement dynamique et demande stochastique (PLCCR -HUUSDS); flotte homogène de véhicules dépôts multiples, produits multiples, distance symétrique, environnement dynamique et demande stochastique (PLCCR -HMMSDS) ; flotte homogène de véhicules, dépôt unique, produit unique, distance symétrique, environnement dynamique, demande stochastique et contrainte de temps (PLCCR -HUUSDST) ; flotte homogène de véhicules, dépôt unique, multi-produits, distance symétrique, environnement statique et demande déterministe (PLCCR -HUMSSD); véhicule unique, dépôt unique, produit unique, distance symétrique et environnement statique et demande déterministe (PLCCR -UUUSSD) ; flotte homogène, dépôts multiples, produit unique, distance symétrique, environnement statique, demande déterministe et contrainte de temps (PLCCR -HMUSSDT).

6.5 Travaux combinant deux classes en même temps

Il y a quelques travaux qui combinent deux classes en même temps comme suit.

Certains auteurs comme (Zhong et Cole, 2005) ont présenté un travail qui traite à la fois des problèmes avec les livraisons effectuées avant tous les collectes (PLAR) et des problèmes où la livraison et le collecte se produisent dans n'importe quelle séquence (PLRIS). Ils ont proposé une recherche locale guidée et ils ont considéré une contrainte de temps pour chaque visite du client. Les résultats computationnels ont prouvé que certains des résultats trouvés étaient meilleurs que ceux de la littérature. (Nagy et al. 2013) ont étudié à la fois les problèmes de livraison et de collecte dans n'importe quelle séquence et les problèmes de livraison et de collecte au même arrêt. Ils ont proposé une heuristique classique basée sur la recherche de voisinage (mouvements de décalage et d'échange). Les auteurs ont conclu de leurs résultats expérimentaux que servir les clients deux fois peut souvent réduire les coûts et le nombre de véhicules requis.

Tableau 6 : Variantes dans la sous-classe méta-heuristique et hybridation de chaque classe principale

Classe Principale	Variantes
Problèmes avec les livraisons effectuées avant tous les collectes (PLAR)	<p>HUUSSDT : une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et une contrainte de temps.</p> <p>HUUSSD : une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe.</p> <p>HEUUSASD : une flotte hétérogène de véhicules, dépôt unique, produit unique, distance symétrique et asymétrique, environnement statique et demande déterministe.</p> <p>HEMUSSD : une flotte hétérogène de véhicules, multiple dépôts, produit unique, distance symétrique, environnement statique et demande déterministe.</p>
Les problèmes de livraison et de collecte se produisent dans n'importe quelle séquence (PLRIS)	<p>HEUUSSDT : une flotte hétérogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et des différentes fenêtres de temps.</p> <p>HUUSSD : une flotte homogène de véhicules, un seul (unique) dépôt, un seul (unique) produit, une distance symétrique et un environnement statique et une demande déterministe.</p> <p>HMUSSD : une flotte homogène de véhicules, multi-dépôts, produit unique, distance symétrique, environnement statique et demande déterministe.</p>
Problèmes avec les livraisons et les collectes effectués au même arrêt (PLRMA)	<p>HUUSSD : une flotte homogène de véhicules, un seul (unique) dépôt, un seul (unique) produit, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe.</p> <p>HUUSSDT : une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et des différentes fenêtres de temps.</p> <p>UUUSSD : un seul (unique) véhicule. un seul (unique) dépôt, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe.</p> <p>UMUSSS : un seul (unique) véhicule, des multi-dépôts, un seul produit, une distance symétrique, un environnement statique et une demande stochastique.</p> <p>HEUUSSD : une flotte hétérogène de véhicules, un seul (unique) dépôt, un seul (unique) produit, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe.</p> <p>HUUSDS : une flotte homogène de véhicules, un seul (unique) dépôt, un seul (unique) produit, une distance symétrique, un environnement dynamique et une demande stochastique.</p> <p>HMUSSD : une flotte homogène de véhicules, dépôts multiples, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe.</p>
Problèmes avec livraison et collecte commençant par le collecte (PLCCR)	<p>HUUSSDT : une flotte de véhicules homogènes, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et une contrainte de temps (différentes fenêtres de temps).</p> <p>HEUUSSDT : une flotte hétérogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique, une demande déterministe et différentes fenêtres de temps.</p> <p>HUUSDS : une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement dynamique et une demande stochastique.</p> <p>HMMSDS : une flotte homogène de véhicules, des dépôts multiples, des produits multiples, une distance symétrique, un environnement dynamique et une demande stochastique.</p> <p>HUUSDST : une flotte homogène de véhicules, dépôt unique, produit unique, distance symétrique, environnement dynamique, demande stochastique et contrainte de temps.</p> <p>HUMSSD : une flotte homogène de véhicules, dépôt unique, multi-produits, distance symétrique, environnement statique et demande déterministe.</p> <p>UUUSSD : véhicule unique, dépôt unique, produit unique, distance symétrique, environnement statique et demande déterministe.</p> <p>HMUSSDT : une flotte de véhicules homogène, dépôts multiples, produit unique, distance symétrique, environnement statique, demande déterministe et contrainte de temps.</p>

7 Analyse et description

Dans cette partie, nous comparerons les classes principales, les méthodes utilisées pour chaque classe et les variantes de chaque classe principale.

7.1 Comparaison entre les quatre classes principales

Selon l'enquête réalisée dans cette étude, nous avons comparé le pourcentage d'œuvres de chaque classe pour découvrir les classes les plus et les moins étudiées dans le problème de la collecte et de la livraison des biens.

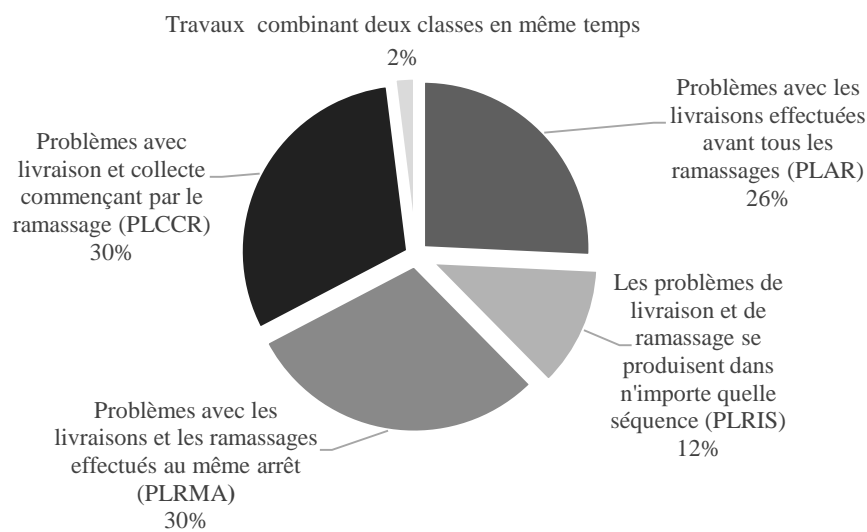


Figure 1 : Le pourcentage de chaque classe principale

Nous avons conclu à partir de cette figure que le problème de collecte et de livraison commençant par la charge de collecte (PLCCR) et le problème de livraison-et-collecte effectués au même arrêt (PLRMA) sont les problèmes les plus étudiés dans la littérature. Le problème des livraisons effectuées avant tout collecte (PLAR) est moins traité, alors que la classe de problèmes de livraison et de collecte se produit dans n'importe quel ordre (LRIS) est la moins étudiée en raison de la difficulté de réarrangement des marchandises dans les véhicules.

7.2 Comparaison entre les méthodes de résolution utilisées pour chaque classe principale

Dans cette partie, nous comparons les approches exactes, les heuristiques classiques (simples) et les méthodes méta-heuristiques et d'hybridation pour chaque classe principale, comme suit :

Pour les problèmes de livraisons effectuées avant tous les pickups (PLAR), comme le montre la figure 2, les méthodes méta-heuristiques et hybridation sont les plus utilisées pour résoudre

ces problèmes. Les auteurs ont utilisé différentes méta-heuristiques pour résoudre cette classe de problèmes avec 73% des articles étudiés, alors que seulement 15% des travaux impliquent des heuristiques simples et seulement 12% utilisent des méthodes exactes.

Pour les problèmes de livraisons et de collectes effectués au même arrêt (PLRMA), comme le montre la figure 2, les méta-heuristiques et hybridation sont plus utilisées pour résoudre des problèmes de livraison et de collecte (PLRMA) que pour des méthodes exactes et des heuristiques simples. En fait, 80% de toutes les approches sont des méthodes méta-heuristiques et d'hybridation différentes, alors que les méthodes heuristiques simples représentent 13% et les méthodes exactes seulement 7%.

Comme dans les autres classes, les méthodes méta-heuristiques et hybridation sont les plus utilisées pour résoudre les problèmes qui commencent par le collecte (collecte) (PLCCR) avec 68%. Alors que les méthodes exactes présentent 26%, les méthodes heuristiques simples ne représentent que 6% de toutes les approches proposées pour cette catégorie de problèmes.

Il en est de même pour les problèmes de livraisons et de collectes qui se produisent dans n'importe quelle séquence (PLRIS), les méthodes méta-heuristiques et hybridation sont les plus étudiées avec 42%. Alors que les méthodes exactes présentent 33%, et les méthodes heuristiques simples (classiques) présentent 25% de toutes les approches proposées pour la résolution de cette classe de problèmes.

7.3 Résumé de la classification des problèmes

Dans cette partie, nous avons donné synthétiser tous les problèmes appartenant au problème général de collecte et de la livraison des marchandises. La contribution de chaque classe, de chaque sous-classe et de chaque variante est donnée en pourcentages (figure 2).

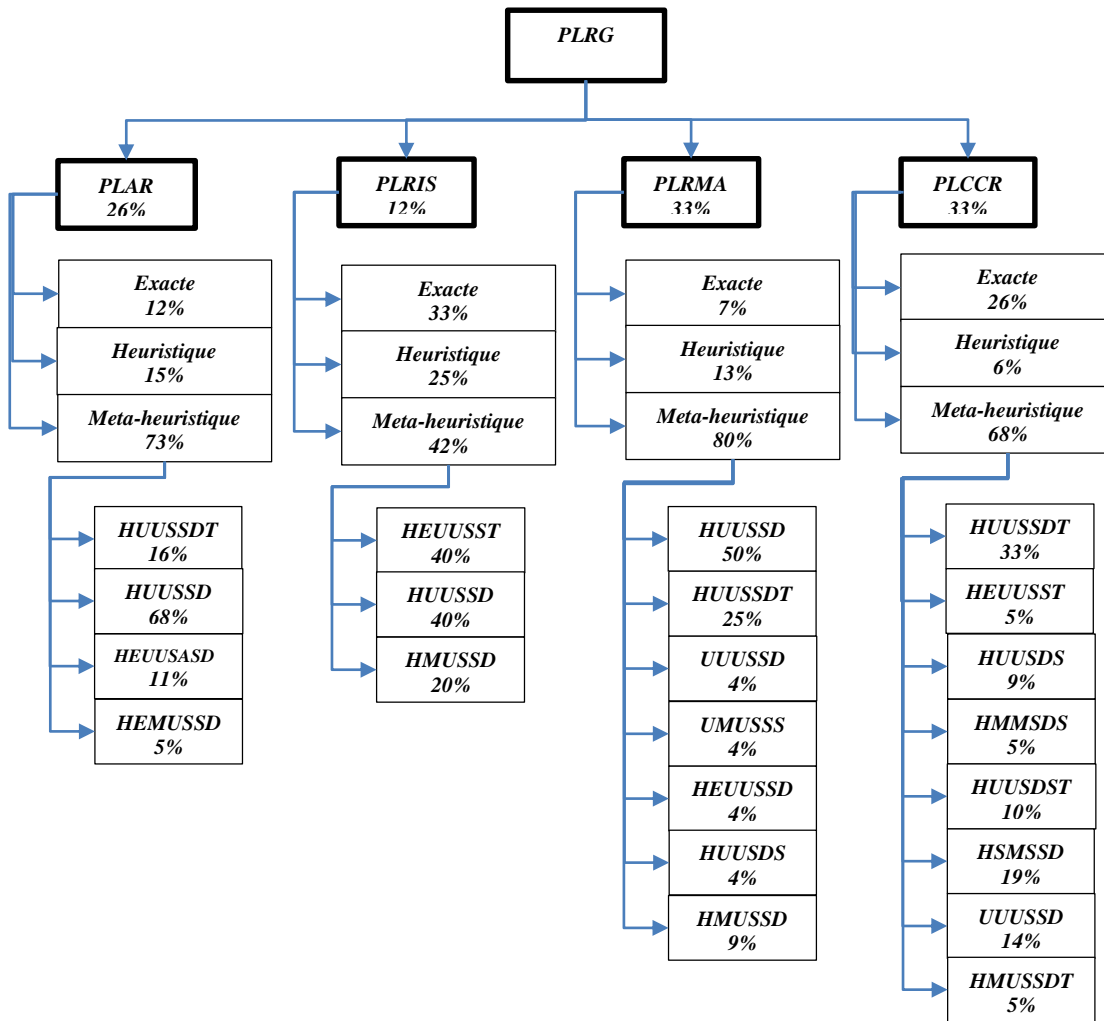


Figure 2 : Résumé de la classification des problèmes

Sur la base du travail de James Allen (1984) en intelligence artificielle qui formalisait les 13 relations topologiques entre les intervalles de temps, nous avons modélisé la classification des problèmes de collection et de livraison des biens selon le temps d'achèvement de l'opération :

Sachant que :

Le problème de tournées de véhicules avec livraison et collecte des marchandises peut être défini par un graphe complet $G=(N_0, E)$, où $N_0 = \{0, \dots, n, n + 1\}$, et tel que le dépôt est représenté par les nœuds 0 et $n + 1$. E est l'ensemble des arcs $\{i, j\}$, où $\{i, j\} \in N_0, i \neq j$.

$N = \{1, \dots, n\}$: L'ensemble des clients (clients de collecte et de livraison), $N = D \cup B$,

$N_0 = \{0, 1, \dots, n, n + 1\}$: L'ensemble des clients, y compris le nœud de dépôt de début, et de fin de tournée,

Chaque sommet $i \in N$ représente un client ayant une demande q_i

D : Sous-ensembles de clients de livraison (delivery) (Linehaul),

B : Sous-ensembles de clients de collecte (pick-up) (Backhaul),

$$D := \bigcup_{i \in N} D_i$$

$$B := \bigcup_{i \in N} B_i$$

Tableau 7 : Modélisation de la classification

- 1 $< (D, B)$: D avant B; tous les clients de livraison sont servis avant ceux de collecte.
- 2 $> (D, B)$: D après B; démarrage avec le collecte: échange de marchandises entre clients.
- 3 $= (D, B)$: D est égal à B; livraison et collecte effectués en même temps (arrêt).
- 4 $di (D, B)$: B pendant D; commencer par livrer des marchandises, dont la collecte peut se faire dans n'importe quelle séquence. L'opération de collecte se fait pendant les tournées de livraison.

Nous modélisons les relations entre les opérations de collecte et de livraison selon la logique temporelle basée sur des intervalles de temps. Cette modélisation peut être utilisée comme une base pour des raisonnements portant sur la description des variantes du problème de collecte et livraison.

Conclusion

Le problème de tournées des véhicules avec collecte et livraison des marchandises (PTVCL) est au cœur du problème de l'acheminement des véhicules (PTV) et, par conséquent, de la gestion de la distribution. Au cours de la dernière décennie, ce courant de recherche suscite un

intérêt croissant de la communauté de la recherche. Une grande variété d'algorithmes exacts et approximatifs a été utilisée pour les différentes variantes de ce problème. Selon notre cadre d'analyse, nous avons proposé une classification. Cette enquête a fourni des statistiques sur les caractéristiques, les méthodes de résolution et les variantes traitées dans la littérature. Plusieurs pistes de recherche prometteuses méritent plus d'attention, telles que la demande stochastique, l'environnement dynamique, la contrainte de temps, les multi-commodités. Sur la base de cette étude détaillée, on peut connaître tous les détails des variantes du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises. Nous pouvons conclure quelle variante est étudiée plus que les autres. Pour les problèmes avec les livraisons effectuées avant tous les collectes (PLAR), les méta-heuristiques et hybridation sont les plus utilisées pour résoudre la variante avec une flotte homogène de véhicules, un dépôt unique, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (69%). Tandis que, la variante la moins étudiée est celle avec une flotte hétérogène de véhicules, des multiples dépôts, un produit unique, une distance symétrique, un environnement statique et une demande déterministe (5%). Les variantes qui traitent la demande stochastique sont les moins étudiées pour toutes les classes de problèmes. Ce travail fournit une direction pour des recherches futures en fonction de chaque classe principale, de chaque méthode de résolution, et de chaque variante avec l'intégration des drones par exemple.

PARTIE 1 : problèmes de Collecte et de livraison

Chapitre 2 : Une approche hybride pour la résolution du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison simultanées et un flux limité

1 Introduction

Avec la mondialisation accrue, la distribution des biens devient une activité très importante dans les chaînes d'approvisionnement. Le transport de marchandises par voie routière est l'un des moyens les plus souples de transport des marchandises depuis leur chargement sur les camions jusqu'à la destination finale. Dans le passé, les activités de transport de marchandises étaient de simples activités consistant à distribuer des marchandises d'un centre de distribution (ou d'un fabricant) à des clients (Labadi et al., 2008) ou à collecter des marchandises commerciales d'installations (à recycler) vers un dépôt (Kim et al., 2006). Notons qu'en 2015, le transport routier de marchandises représente 69,6% du total des marchandises transportées entre la France et les pays de l'UE (ministère de la transition écologique et de la solidarité de la France). Au cours des dernières années, avec le défi croissant d'offrir une qualité de service supérieure tout en réduisant les coûts opérationnels, les activités de transport de marchandises ont évolué pour devenir des activités plus complexes. Cette complexité implique la distribution et la collecte simultanées de marchandises. Le transport se fait au moyen de plusieurs véhicules vers / depuis des clients soit en provenance et à destination d'un dépôt ou bien de la collecte de différents types de marchandises auprès de nombreux fournisseurs, afin d'être livrées à différents clients.

Le transport de marchandises a attiré de plus en plus l'attention de nombreux chercheurs dont il a été la source de l'énorme travail dans la littérature sur les problèmes de collecte et de livraison. Du point de vue pratique, l'un des principaux objectifs des entreprises industrielles est d'améliorer l'efficacité de leurs chaînes d'approvisionnement afin qu'elles puissent organiser un meilleur service à moindre coût ainsi que la fluidité du flux de leurs produits. En règle générale, la planification du réseau de distribution est un élément fondamental de tout système logistique. Ainsi, dans le même contexte, notre objectif est de résoudre le problème de tournée de véhicule avec collecte et livraison simultanés et flux limité (VRPSPD) qui consiste à déterminer les itinéraires optimaux couvrant les collections et les demandes d'un ensemble donné de clients afin de minimiser le coût total de transport.

Le reste de ce chapitre est organisé comme suit : une définition formelle, une description et un modèle mathématique du problème aux sections 2 et 3. Notre approche de résolution est décrite dans la section 4. Les sections 5 à 7 sont consacrées à un exemple, à une expérimentation informatique de l'approche proposée et à une analyse des résultats avec les comparaisons

numériques avec les approches existantes ainsi qu'avec l'approche exacte. Enfin, nous concluons nos recherches.

2 Description du problème

Le problème de tournées des véhicules avec collecte et livraison (PTVCL) peut être défini par un graphe complet $G = (V, E)$, où V est l'ensemble des sommets incluant le dépôt et les clients $V = \{0, \dots, n, n + 1\}$, et le dépôt est représenté par les nœuds 0 et $n + 1$, où 0 et $n + 1$ représentent les points de départ et de retour au dépôt. E est l'ensemble des arcs $\{i, j\}$, où $\{i, j\} \in V, i \neq j$. Les routes réalisables des véhicules correspondent alors aux chemins commençant et finissant au sommet 0.

E est l'ensemble d'arcs. En fait, pour chaque arc $\{i, j\}$, il y a un coût de transport c_{ij} . Chaque client j reçoit une quantité q_j des produits et livre une quantité h_j des produits au dépôt. Enfin, S_i indique le temps de service sur le nœud i (figure1).

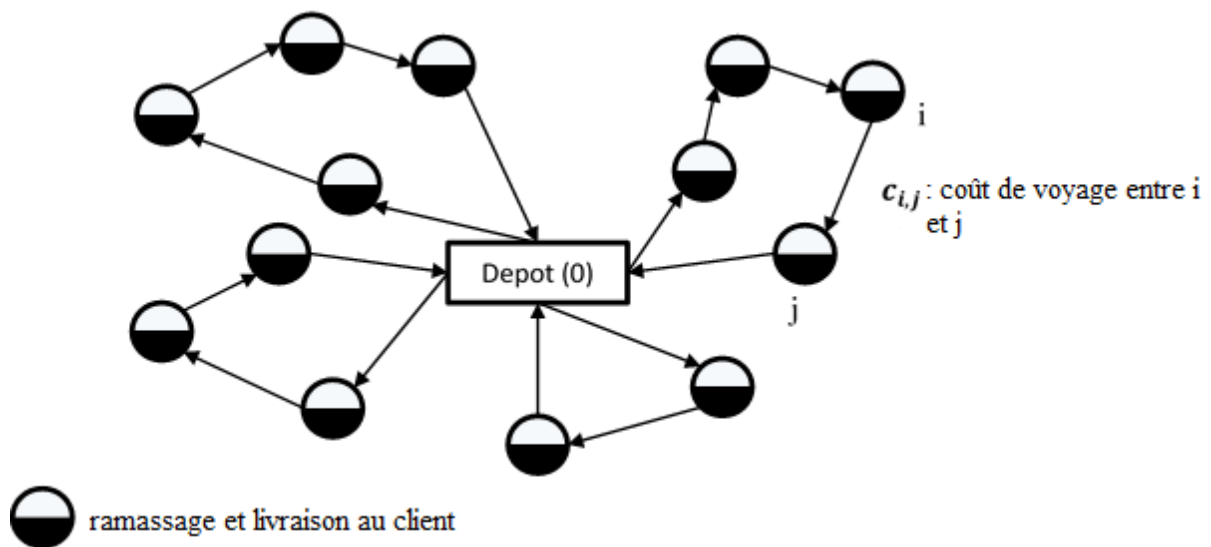


Figure 3 : Problème de collecte et livraison

3 Modèle mathématique

Avant de formuler le problème ci-dessus sous forme d'un modèle mathématique, nous introduisons les notations additionnelles suivantes :

$\mathbf{K} = \{1, \dots, k\}$: ensemble de véhicules homogènes disponibles.

$N = \{0, 1, \dots, n, n + 1\}$: Ensemble de clients (clients de livraisons et de collectes), y compris le dépôt.

M : un grand nombre.

Q : capacité des véhicules.

c_{ij} : coût de transport entre i et j , $\forall i$ et $j \in N$.

q_j : quantité de produit requise par le client j , $\forall j \in N$.

h_j : quantité de produit collectée du client j , $\forall j \in N$.

l_{0k} : Charge du k ième véhicule en quittant le dépôt, $\forall k \in K$.

l_{jk} : charge du véhicule après le client desservi j , $\forall j \in N$.

Variable de décision :

X_{ijk} : variable binaire, qui vaut 1 si l'arc $\{i, j\}$ appartient à la route du véhicule k et 0 sinon,

$\forall i, j \in N$ et $k \in K$.

Nous formulons le problème comme suit :

$$\text{Min } z = \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K c_{ij} X_{ijk} \quad (1)$$

$$\sum_{i \in N} X_{ijk} - \sum_{i \in N} X_{jik} = 0, \forall j \in N, \forall k \in K \quad (2)$$

$$\sum_{j \in N \setminus \{0\}} \sum_{k \in K} X_{ijk} = 1, \forall i \text{ et } j \in N, i \neq j \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N} q_j \leq Q \sum_{k \in K} X_{ijk}, \forall i \text{ et } j \in N, \forall k \in K \quad (4)$$

$$l_k = \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} q_j X_{ijk}, \forall i \text{ et } j \in N, \forall k \in K \quad (5)$$

$$l_{kj} \geq l_{0k} - q_j + h_j - M(1 - X_{0jk}), \forall i \wedge j \in N, \forall k \in K \quad (6)$$

$$l_{kj} \geq l_{ik} - q_j + h_j - M(1 - \sum_{k \in K} X_{ijk}), \forall i \wedge j \in N \wedge i \neq j, \forall k \in K \quad (7)$$

$$\sum_{j \in N} X_{0jk} = 1, \forall j \in N, \forall k \in K \quad (8)$$

$$\sum_{i \in N} X_{i0k} = 1, \forall i \in N, \forall k \in K \quad (9)$$

$$X_{ijk} \in \{0,1\}, \forall i \wedge j \in N, \forall k \in K \quad (10)$$

Dans la formulation ci-dessus, la fonction objective est de minimiser le coût total de tournées indiqué par (1). La contrainte (2) est la conservation du flux pour les demandes des clients. La contrainte (3) indique que chaque client est visité exactement une seule fois. La contrainte (4) impose la restriction de la capacité du véhicule. Les charges initiales du véhicule sont calculées comme dans (5), la charge initiale de chaque véhicule est la demande accumulée de tous les clients attribués à ce véhicule. La contrainte (6) équilibre la charge des véhicules après la visite du premier nœud client sur leur route. La contrainte (7) calcule les charges de véhicules pour d'autres clients, de même que leurs itinéraires. Les contraintes (8) - (9) garantissent qu'un itinéraire de véhicule réalisable commence au dépôt et se termine au dépôt, et la contrainte (10) définit les variables de décision.

4 Approche de résolution

4.1 Construction de la Solution initiale

Un algorithme constructif est utilisé pour créer la solution initiale. Une route devrait d'abord être établie. L'itinéraire est initialisé avec le dépôt. Les clients restants non routés sont ordonnés dans l'ordre décroissant selon leurs demandes. S'il y a des clients qui ne sont pas apparus sur la route, et qui peuvent y être ajoutés, nous sélectionnons le client dont la demande est la plus importante à ajouter à l'itinéraire. Si les demandes de deux clients sont identiques, les clients non routés restants (ou non visités) sont ajoutés séquentiellement en fonction de la méthode des coûts d'insertion les moins élevés. En effet, chaque client ayant une demande identique, nous

évaluons son coût d'insertion dans la route correspondante. Le client dont le coût d'insertion est le plus faible est inséré en premier dans l'itinéraire partiel courant (figure 2) et (figure 3).

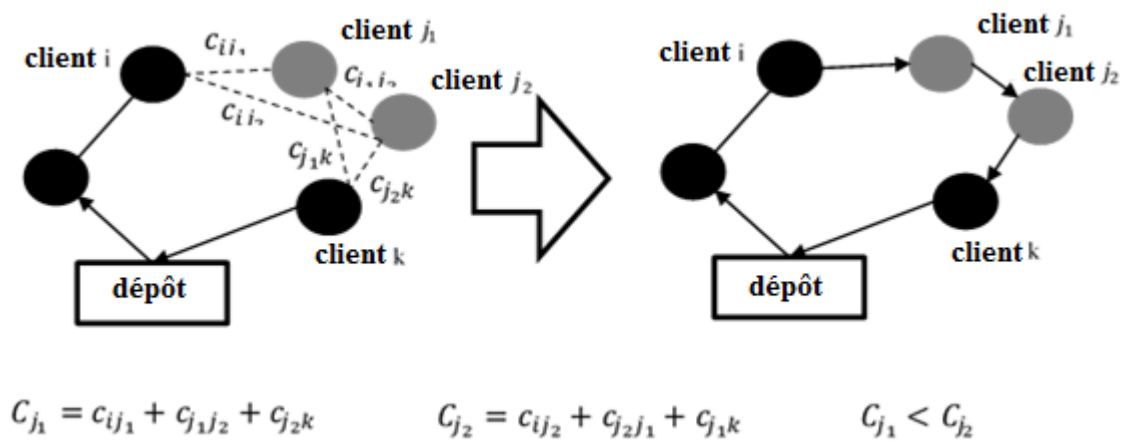


Figure 4 : Coût d'insertion entre deux clients.

Le coût d'insertion du client j_1 est calculé comme suit $C_{j_1} = c_{ij_1} + c_{j_1j_2} + c_{j_2k}$ où c_{ij_1} , $c_{j_1j_2}$ et c_{j_2k} sont les coûts des routes entre les clients i et j_1 , j_1 et j_2 , et j_2 et k respectivement,

Si des clients restent non servis, les procédures d'initialisation et d'insertion sont répétées pour les autres véhicules jusqu'à ce que tous les clients soient affectés aux itinéraires. Le but de la sélection du client avec la plus grande demande de tous les clients réalisables est de construire une solution réalisable.

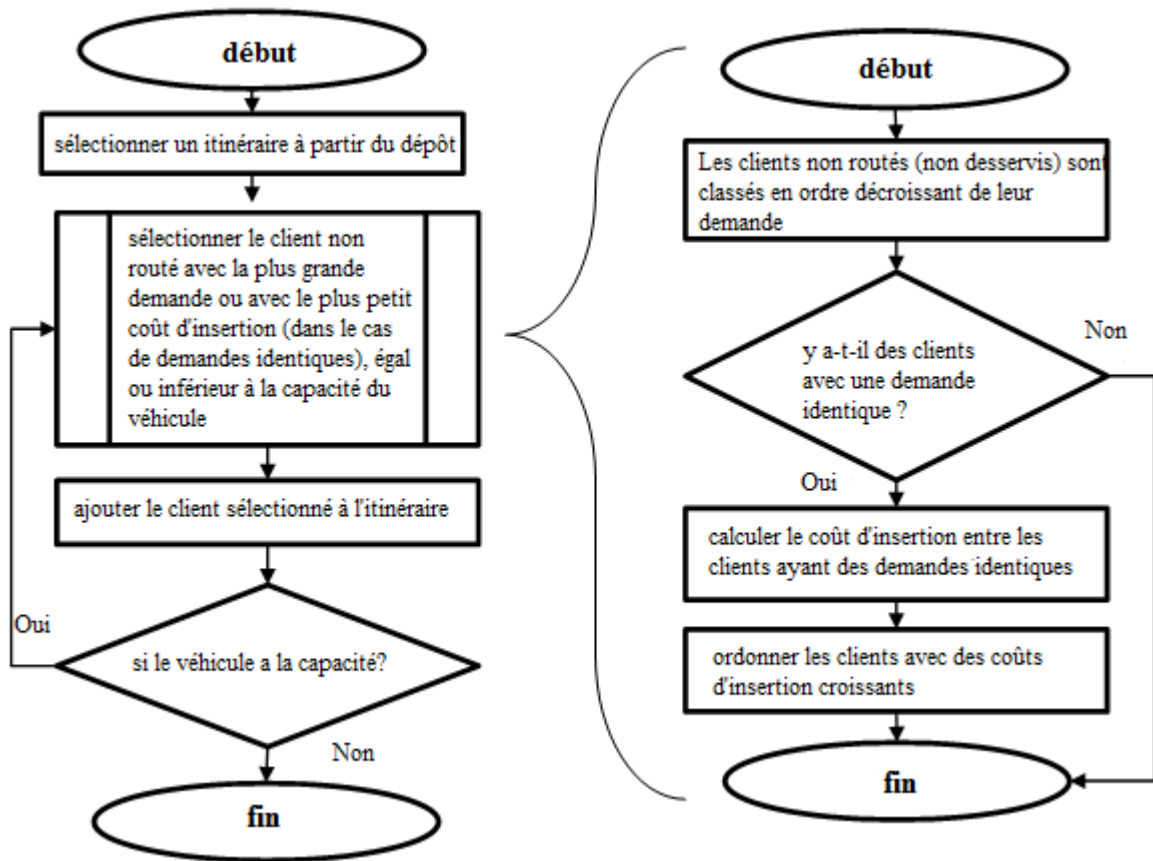


Figure 5: construction de la solution initiale

4.2 Heuristique proposée

Le choix d'une méthode heuristique basée sur une recherche locale itérative (ILS) est motivé par son application pour divers problèmes tels que les problèmes d'ordonnancement (voir Zachariadis and Kiranoudis (2011)). L'ILS est une méta-heuristique puissante, simple à comprendre, facile à mettre en œuvre, facilement applicable et flexible. L'ILS est basée sur deux sous-routines pour générer de nouvelles solutions. L'une est une recherche locale et l'autre est un opérateur de perturbation. Plus précisément, l'algorithme ILS part d'une solution locale obtenue par l'algorithme de recherche locale et à chaque itération ; une copie de la solution courante est perturbée et améliorée par la recherche locale.

Si la nouvelle solution est meilleure que l'actuelle, on met à jour solution, sinon la solution courante est perturbée (pour échapper à l'optima local) jusqu'à ce qu'une condition de terminaison soit atteinte.

Notre algorithme de recherche locale itérée (ILS) proposé consiste en une procédure de construction de route, une recherche locale intra et inter-route et une procédure de perturbation de solution. Le pseudo-code de l'algorithme ILS est montré ci-dessous.

L'ILS est décrit comme suit. Tout d'abord, une solution initiale est générée dans la fonction *GénérerUneSolutionInitiale()*. Cette solution est ensuite améliorée par l'application d'une recherche locale dans la fonction *RechercheLocale(S0)*.

Algorithme 1 : Pseudo-code de l'algorithme de recherche locale itérative

```
1:  S0 ← GénérerUneSolutionInitiale();

2:  S' ← RechercheLocale(S0);

3:  Pour i :=1 à MaxIterILS faire

4:    S*←Perturbation(S', histoire);

5:    S*'← Recherchelocale(S*);

6:    S'← Appliquer les critères d'acceptation (S', S*', histoire);

7:  Fin pour

8:  Fin
```

A chaque itération i (*MaxIterILS*), la solution (historique) courante S' est perturbée dans la fonction *Perturbation* (S' , histoire), ce qui entraîne une solution perturbée S^* . Après l'application de la recherche locale à la solution perturbée, la solution résultante S^* peut être acceptée comme nouvelle solution actuelle ou non. Ceci est décidé dans la fonction *Appliquer les critères d'acceptation* (*ApplyAcceptanceCriterion*) (S, S^* , histoire).

La phase de perturbation permet de s'échapper des minima locaux en perturbant la solution courante S' . Une nouvelle solution S^* est obtenue, qui n'a aucune raison d'être un minimum local.

A l'application de la recherche locale à partir de la solution S^* , une nouvelle solution $S^{*'}$ est alors obtenue.

A la phase de choix, nous déterminons laquelle des deux solutions sera conservée pour l'itération suivante en appliquant le critère *Better* qui consiste à garder la meilleure des deux.

- Simulation

Dans notre recherche, nous avons mené à une simulation avec le langage C++ sur l'éditeur code blocks sur Windows 10 avec un système d'exploitation 64 bits, un processeur Intel® Core™ i7 et une mémoire vive RAM de 16 Go.

4.2.1 La recherche locale et les structures de mouvement

La recherche locale est utilisée jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit possible et toutes les routes sont scannées. Nous considérons trois types de voisinage qui sont employés respectivement après la construction de la solution initiale. Les trois structures de voisinage sont décrites ci-dessous. Seuls les mouvements réalisables sont admis. Par conséquent, au cours du processus de recherche, l'algorithme vérifie si le mouvement est admissible ou non. Un mouvement admissible est celui qui ne viole pas la capacité du véhicule (en cas de client de collecte) et doit satisfaire les besoins du client (en cas de client de livraison). La recherche locale commence par les mouvements de voisinage inter-routes qui sont les mouvements d'échange et de 2-opt (expliqué ci-dessous), puis le meilleur mouvement admissible ayant le coût le plus bas est déterminé. En cas d'amélioration, des structures de voisinage intra-route sont réalisées. Deux structures de voisinage intra-route sont utilisées : insertion et 2-opt. Lorsqu'un mouvement est appliqué à la solution, il faut considérer que seul un sous-ensemble de la solution est modifié. Donc, les informations sur ce sous-ensemble modifié de solutions doivent être mises à jour. (Figure4)

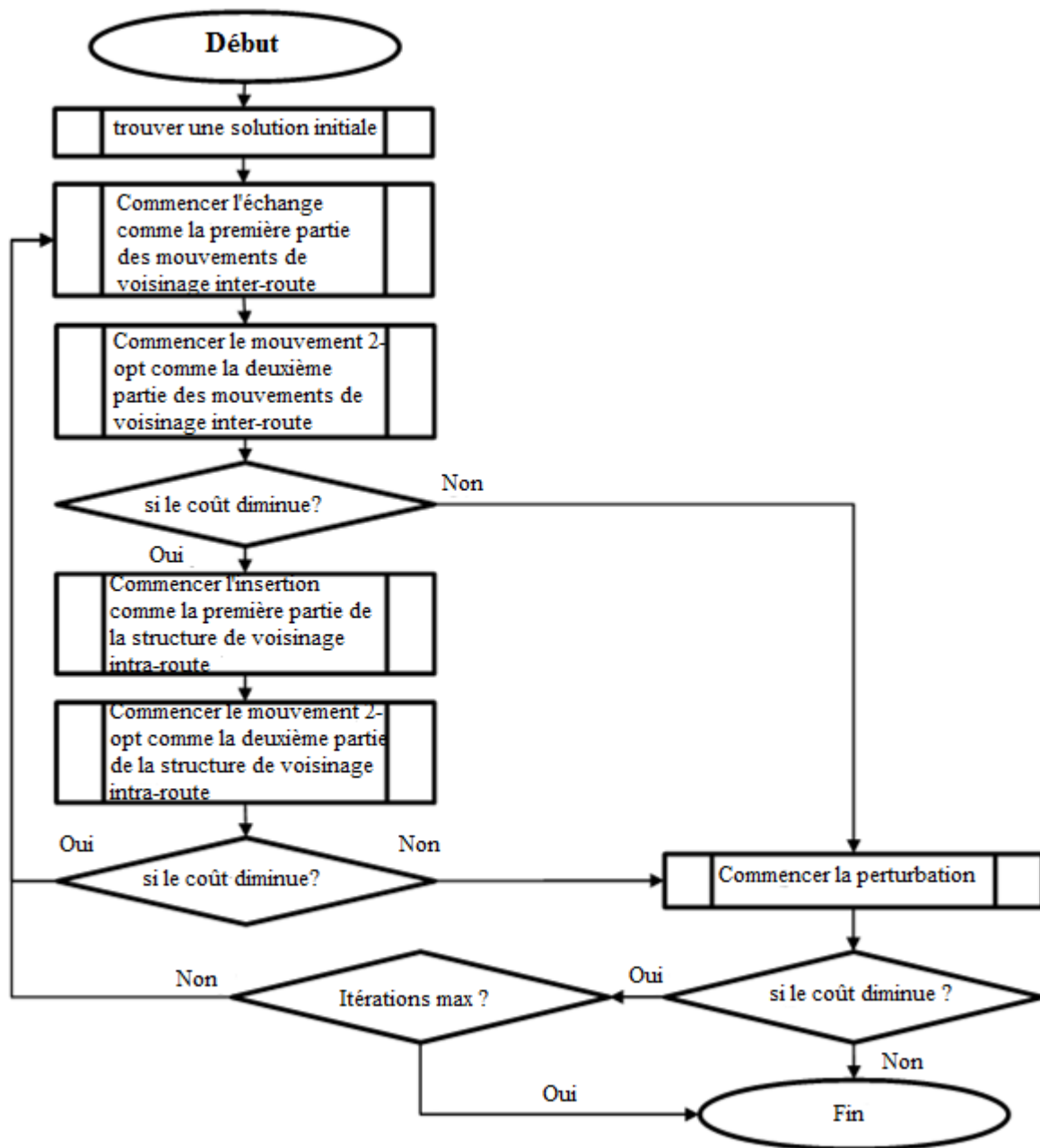


Figure 6 : Organigramme de l'heuristique

Aux opérations de swap et 2-opt, la restriction de la capacité du véhicule et la diminution du coût sont imposées pour s'assurer de la réalisabilité des solutions.

Le critère d'acceptation de la recherche locale détermine si la solution est acceptée ou non. Si la solution est acceptée, elle sera perturbée et sera la solution (courante) initiale pour l'itération suivante. Dans cette recherche, nous utilisons le critère d'acceptation suivant : la solution courante n'est acceptée que si elle a un meilleur coût que la solution de départ (*Better*).

4.2.2 Mouvement d'échange (swap move)

Le premier mouvement inter-routes tente d'échanger aléatoirement deux clients voisins B et C de la route du véhicule 1 par deux autres clients adjacents, G et H d'un autre itinéraire de véhicule (par exemple la route 2 du véhicule). (Figure5)

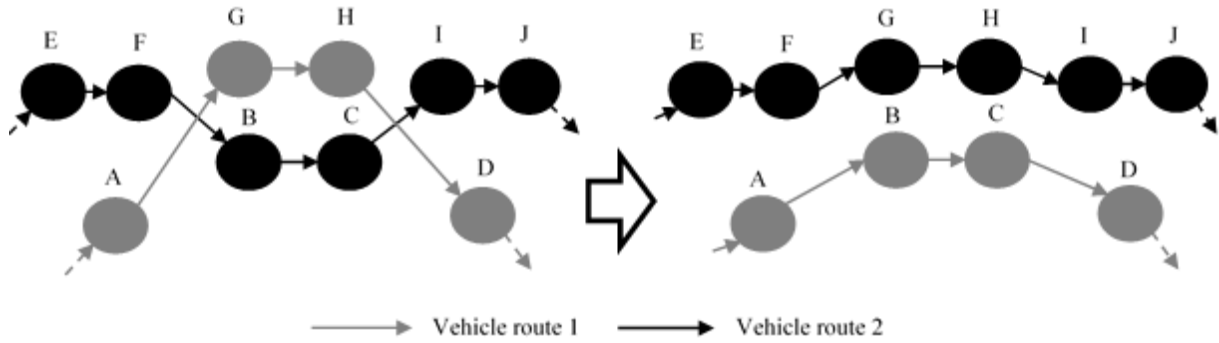


Figure 7 : Structure de voisinage par échange

Pour chaque mouvement d'échange entre deux routes, nous évaluons le coût. Le coût d'échange des deux clients adjacents d'un itinéraire de véhicule par deux autres clients voisins d'un autre itinéraire de véhicule est calculé comme suit :

Soient :

$\Delta_{(BC,GH)}$: coût d'échange de l'arc (GH) par l'arc (BC).

Fonction du coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

S_{V1} = Ensemble d'arcs parcourus par le véhicule 1 = {EF, FB, BC, CI, IJ}

S_{V2} = Ensemble d'arcs parcourus par le véhicule 2 = {AG, GH, HD}

$$C_{V1} = \sum_{x \in S_{V1}} C(x)$$

$$C_{V2} = \sum_{x \in S_{V2}} C(x)$$

$$\Delta_{GH} = C_{EF} + C_{FG} + C_{GH} + C_{HI} + C_{IJ} - C_{V1}$$

$$\Delta_{BC} = C_{AB} + C_{BC} + C_{CD} - C_{V2}$$

Donc

$$\Delta_{(BC,GH)} = \Delta_{BC} + \Delta_{GH}$$

Où S_{V1}, S_{V2} sont l'ensembles des arcs initiaux constituant chaque route (V1 et V2), $C_{EF}, C_{FG}, C_{GH}, C_{HI}, C_{IJ}, C_{AB}, C_{BC}, C_{CD}$ sont les coûts de chaque arc reliant deux clients, et $C_{V1}, et C_{V2}$ sont les coûts des deux routes avant le mouvement d'échange. Un mouvement d'échange est possible si $\Delta_{(BC,GH)} < 0$.

4.2.3 2-Opt mouvement

Le mécanisme de ce type de mouvement est différencié selon qu'il est utilisé dans une route (intra-route), ou entre une paire de route, comme illustré sur les figures (6) et (7).

Mouvement 2-Opt intra-route

Dans ce mouvement, l'algorithme évalue la possibilité de réorganiser une route en éliminant un croisement lorsque la route se croise sur elle-même (figure 6).

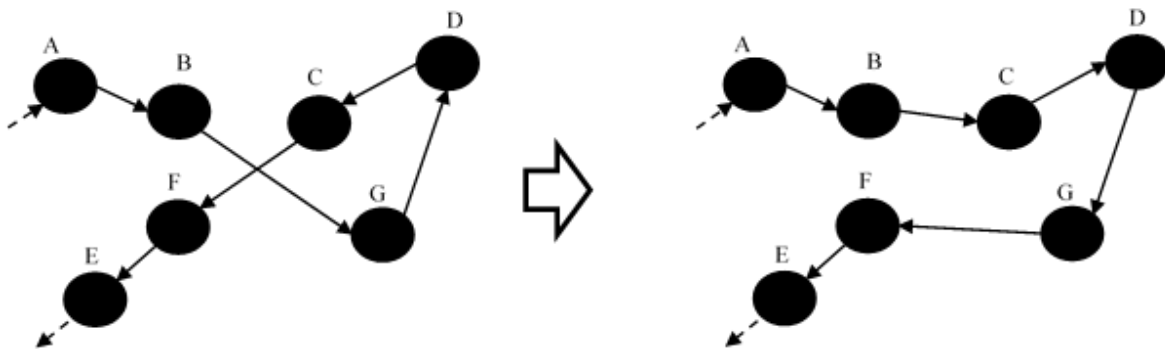


Figure 8 : Structure de voisinage 2-opt dans une route

Le mouvement 2-opt intra-route est calculé comme suit :

Soient :

$\Delta_{(BG,CF)}$: Le coût du mouvement 2-opt (intra-route)

Fonction du coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

$S_V =$ Ensemble d'arcs parcourus par le véhicule avant ordonnancement

$$= \{AB, BG, GD, DC, CF, FE\}$$

$S_{V'} =$ Ensemble d'arcs parcourus par le véhicule après ordonnancement

$$= \{AB, BC, CD, DG, GF, FE\}$$

$$C_V = \sum_{x \in S_V} C(x)$$

$$C_{V'} = \sum_{x \in S_{V'}} C(x)$$

Donc

$$\Delta_{(BG,CF)} = C_{V'} - C_V$$

Où S_V est l'ensemble des arcs initiaux constituant la route V tandis que $S_{V'}$ est l'ensemble des arcs constituant la nouvelle route V' pour ce véhicule après l'application du mouvement 2-opt, et $C_V, C_{V'}$ sont respectivement les coûts de la route initiale V et modifiée V' avant et après l'opération de 2-opt. Un mouvement 2-opt intra-route est possible si $\Delta_{(BG,CF)} < 0$. Dans le cas d'un 2-opt intra-route, deux arcs non adjacents sont supprimés et remplacés par deux autres de telle manière qu'une nouvelle route de véhicule est générée. Dans la figure 5, les arcs (BG) et (CF) sont supprimés tandis que les arcs (BC) et (GF) sont créés.

Mouvement 2-Opt inter-route

Dans ce mouvement, l'algorithme évalue la possibilité de réorganiser une route en éliminant un croisement lorsque l'itinéraire traverse une autre route (figure 7).

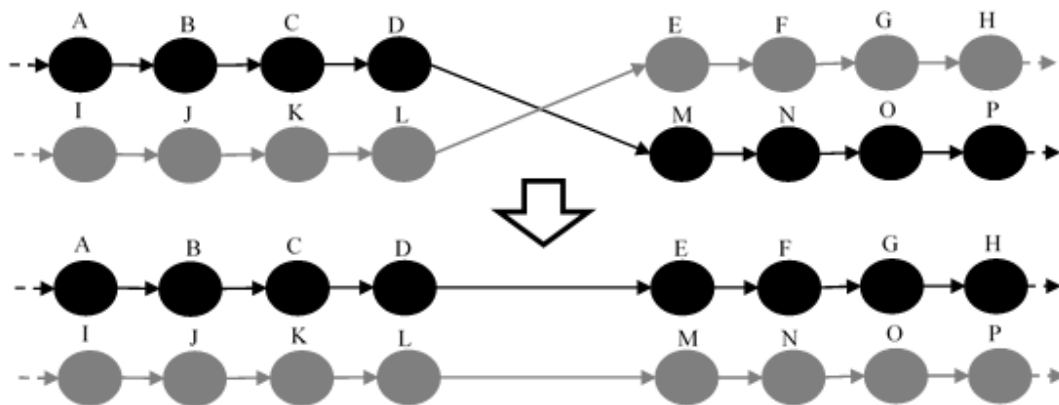


Figure 9 : Structure de voisinage 2-opt dans deux routes

Le mouvement 2-opt inter-route est calculé comme suit :

Soient :

$\Delta_{(DM,LE)}$: Le coût du mouvement 2-opt (inter-route)

Fonction du coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ and $x \mapsto C(x)$

$$S_{V_1} = \{AB, BC, CD, DM, MN, NO, OP\}$$

$$S_{V_2} = \{IJ, JK, KL, LE, EF, FG, GH\}$$

$$S_{V_{1'}} = \{AB, BC, CD, DE, EF, FG, GH\}$$

$$S_{V_{2'}} = \{IJ, JK, KL, LM, MN, NO, OP\}$$

$$C_{V_1} = \sum_{x \in S_{V_1}} C(x)$$

$$C_{V_2} = \sum_{x \in S_{V_2}} C(x)$$

$$C_{V_{1'}} = \sum_{x \in S_{V_{1'}}} C(x)$$

$$C_{V_{2'}} = \sum_{x \in S_{V_{2'}}} C(x)$$

Donc :

$$\Delta_{(DM,LE)} = (C_{V_{1'}} - C_{V_1}) + (C_{V_{2'}} - C_{V_2})$$

Où S_{V_1}, S_{V_2} sont les ensembles des arcs initiaux constituant chaque route (V1 and V2) tandis que $S_{V_{1'}}, S_{V_{2'}}$ sont les ensembles des clients constituant V1 et V2 respectivement après l'opération de 2-opt. $C_{EF}, C_{FG}, C_{GH}, C_{HI}, C_{IJ}, C_{AB}, C_{BC}, C_{CD}$ sont les coûts de chaque arc reliant deux clients, et $C_{V_1}, C_{V_2}, C_{V_{1'}}$ et $C_{V_{2'}}$ sont respectivement les coûts des deux chemins V1 et V2 avant et après le mouvement 2-opt. Un mouvement 2-opt inter-route est possible si $\Delta_{(DM,LE)} > 0$. Dans la figure 6, le 2-opt est employé entre deux routes, les arcs (DM) et (LE) sont supprimés et les arcs (DE) et (LM) sont générés pour connecter la fin de chaque route à la partie terminale.

4.2.4 Mouvement d'insertion

Le mouvement d'insertion est défini comme suit: retirer le client C_i à la position i d'un itinéraire V du véhicule et l'insérer dans la position j sur le même itinéraire. En cas de $i < j$, $V' = \{C_1, C_2,$

$C_3, \dots, C_{i-1}, C_{i+1}, \dots, C_j, C_i, C_{j+1}, \dots, C_n$. En cas de $i > j$, on a $V' = \{C_1, C_2, C_3, C_{j-1}, C_i, C_j, \dots, C_{i-1}, C_{i+1}, \dots, C_n\}$.

Chaque position d'insertion possible est considérée. Pour éviter d'évaluer une solution irréaliste, il faut vérifier si la somme des demandes de collecte du client (C_i) est inférieure ou égale au reste de la capacité du véhicule, et la quantité demandée doit être inférieure ou égale à la quantité restante dans le véhicule. Sinon, cela signifie que déplacer le client C_i d'une position à l'autre est non réalisable.

Pour illustrer le mouvement d'insertion, le client D de la figure 7 est réinséré dans d'autres positions dans la route de véhicule V sur la figure 8.

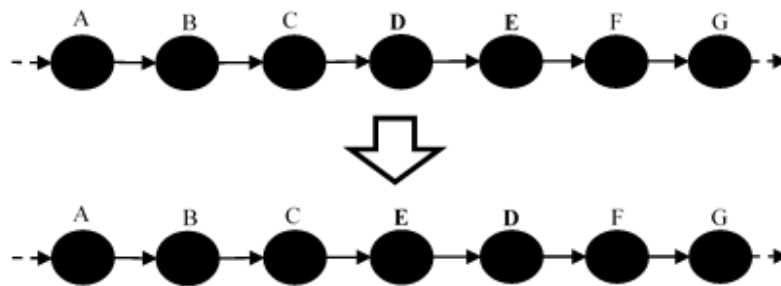


Figure 10 : Structure de voisinage d'insertion dans une route.

Le mouvement d'insertion est calculé comme suit :

Soient :

$\Delta_{(D)}$: Le coût du mouvement d'insertion

Fonction du coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

$$S_V = \{AB, BC, CD, DE, EF, FG\}$$

$$S_{V'} = \{AB, BC, CE, ED, DF, FG\}$$

$$C_V = \sum_{x \in S_V} C(x)$$

$$C_{V'} = \sum_{x \in S_{V'}} C(x)$$

Donc :

$$\Delta_{(D)} = C_{V'} - C_V$$

Où S_V , est l'ensemble des arcs initiaux constituant la route V tandis que $S_{V'}$, est l'ensemble des arcs constituant la route V' de ce véhicule après le mouvement d'insertion, et C_V et $C_{V'}$, sont les coûts de la route V avant et après l'insertion du client D dans la nouvelle position. Une insertion est possible si $\Delta_{(D)} < 0$.

4.3 Procédure de perturbation

La diversification de notre algorithme de recherche locale itérée (ILS) est contrôlée par la perturbation de la solution. Des perturbations plus importantes et la poursuite de la recherche avec une solution initiale entraînent une plus grande diversification. La phase de perturbation est utilisée pour échapper à l'optimum local. Le pseudo-code de la procédure de perturbation est présenté ci-dessous.

Algorithme 2: Pseudocode de perturbation

```

1:   $i \leftarrow 0$ ;
2:   $améliorer \leftarrow \text{FAUX}$ ;
3:  répéter
4:     $premierClient \leftarrow \text{Aléatoire}(n)$ ;
5:     $deuxièmeClient \leftarrow \text{Aléatoire}(n)$ ;
6:    Echanger le  $premierClient$  avec le  $secondClient$ ;
7:    Calculer les économies de coûts  $\Delta Z$ ;
8:    Si  $\Delta Z < 0$  alors
9:      Si la solution est réalisable alors
10:      $améliorer \leftarrow \text{VRAI}$ ;
11:   sinon
12:      $i := i + 1$ ;
13:   fin sinon
14: fin si

```

```

15:  fin si
16:  jusqu'à ( $i = MaxIterPert$ ) ou ( $améliorer = VRAI$ )
17:  fin

```

Nous appliquons un mouvement d'échange intra-route. Deux clients sur le même itinéraire sont sélectionnés au hasard puis échangés. L'algorithme commence par une petite perturbation avec $MaxIterPert = 2$. Si le mouvement améliore la solution, la perturbation est stoppée et les techniques de recherche locale sont appliquées. Si la solution n'est pas améliorée, la perturbation est augmentée d'une unité. Le mécanisme de perturbation est appliqué pour un nombre fixe d'itérations noté $MaxIterPert$.

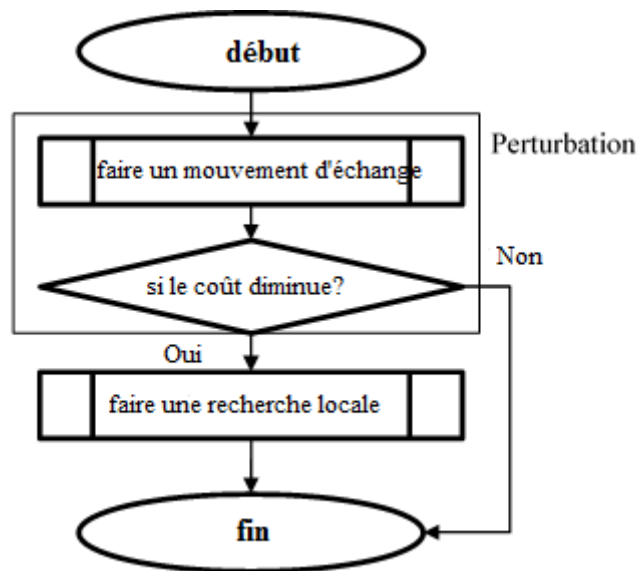


Figure 11 : procédure de perturbation

Les critères de coût de perturbation sont calculés comme suit :

Soient :

$\Delta_{(i,j)}$: Le coût de perturbation (intra-route)

Fonction coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

$S_V = \{i_1j_1, \dots, i_{n-1}j_{n-1}, i_nj_n\}$

$S_{V'} = \{i_1j_1, \dots, i_{n-1}j_{n-1}, i_nj_n\}$

$$C_V = \sum_{x \in S_V} C(x)$$

$$C_{V'} = \sum_{x \in S_{V'}} C(x)$$

Donc :

$$\Delta_{(i,j)} = C_{V'} - C_V$$

L'amélioration a lieu quand $\Delta_{(i,j)} < 0$ et la solution est réalisable, sinon l'amélioration n'a pas eu lieu

$\forall i, j \in S_V, i \neq j$.

Où S_V , est l'ensemble des arcs initiaux constituant la route V tandis que $S_{V'}$, est l'ensemble des arcs constituant la route V' de ce véhicule après la perturbation, et C_V et $C_{V'}$, sont respectivement les coûts de la route V avant et après l'opération de perturbation des deux clients (i, j) .

5 Résultats numériques

Dans cette section, nous comparons d'abord les performances de notre approche avec les approches existantes utilisant les instances de référence issues de la littérature. Dans un second lieu, nous comparons les performances de notre approche avec l'approche exacte.

5.1 Évaluation de la performance de l'approche

Pour évaluer la performance de notre approche par rapport les approches existantes, onze cas ont été testés dont chacun défini par des nombres de clients et des véhicules différents.

Le résultat de chaque test est comparé à trois approches différentes proposées dans la littérature. Les résultats du problème de tournées de véhicules capacitifs (CVRP) étudié par Augerat et al. (1995) est considéré comme nos bornes inférieures (LB (CVRP)). En même temps, nous avons comparé nos résultats avec les solutions obtenues par un algorithme génétique (GA) proposé par Tasan et Gen (2012) et les résultats de la programmation mathématique obtenus en utilisant CEPLX 10. Étant donné que les résultats obtenus par les approches GA et MILP fournissent tous les deux des bornes supérieures, en comparant la solution CVRP, le minimum de ces deux résultats est considéré comme notre limite supérieure.

Les instances testées sont obtenues en ajoutant des données de demande de collecte à un ensemble sélectionné de problèmes de CVRP d'Augerat et al. (1995) et Tasan et Gen (2012).

Les demandes de collecte sont générées sous forme de valeurs uniformément réparties entre [0,26] selon la règle adoptée dans Tasan et Gen (2012).

Un exemple illustré de trajets minimisant le coût de transport pour le problème (n33-k6) est le suivant.

Cet exemple illustre un problème avec 33 clients avec des demandes de livraison et de collecte différentes, comme indiqué dans la Figure10.

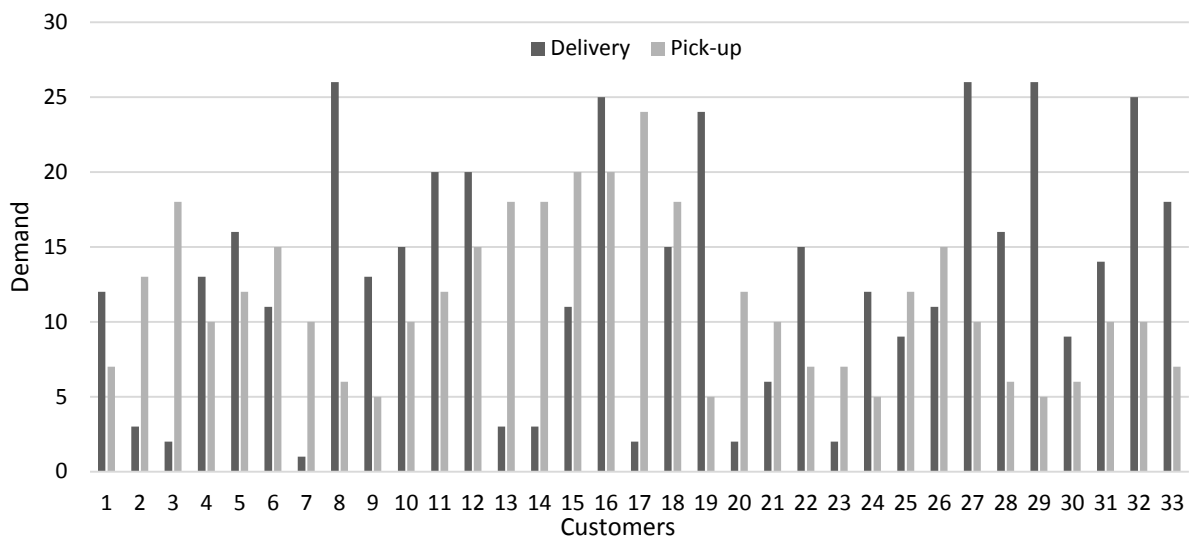


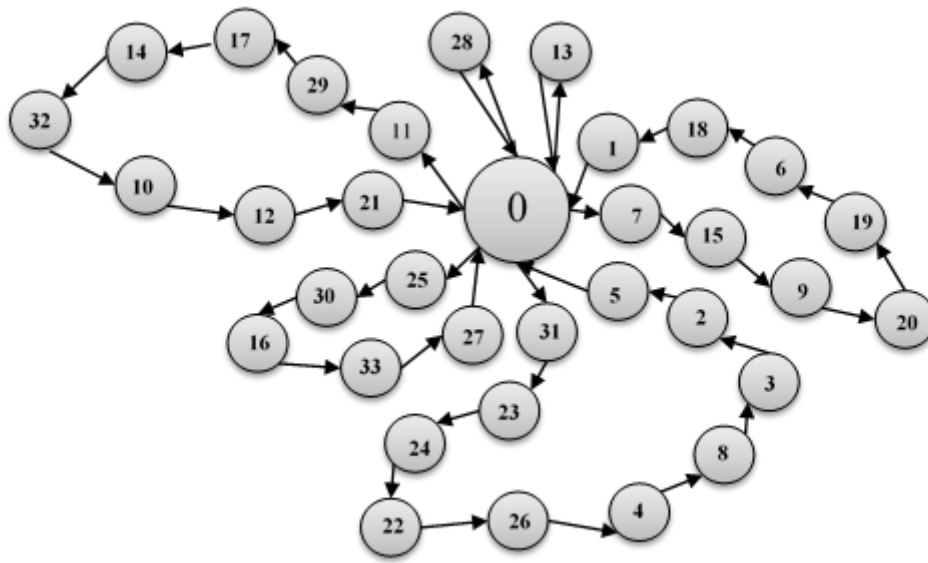
Figure 12 : demandes de livraison et de collecte des clients

Six véhicules dont les capacités sont de 100 unités sont utilisés pour livrer et ramasser les produits des clients (les valeurs 0 représentent le dépôt). Le tableau suivant montre un exemple pour suivre la progression de la solution trouvée pendant le fonctionnement de l'algorithme proposé.

Tableau 1

Exemple de progression de la solution.

Problème	N° de nœuds	Solution initiale S0	Recherche Locale S'	Perturbation S*	Solution finale S
n33k6	33	823.24	772.59	758.06	751.65



Pour analyser les performances de l'approche proposée, onze problèmes de test de taille moyenne sont générés entre 32 et 45 nœuds et 5 à 6 véhicules.

Le tableau suivant montre ces résultats.

Tableau 2

Résultats des expériences de calcul.

Prob	Instance	N° de nœuds	Solution initiale	LB (CVRP)	UB1 (GA)	UB2 (CPLEX)	UB= min (UB1, UB2)	CPLEX temps	GA temps	Heuristique temps
1	n32k5	32	802.13	784	957	1218.86	957	1000	226	7.743
2	n33k5	33	661.09	661	781	904.916	781	1000	233	8.111
3	n33k6	33	751.65	742	798	864.15	798	1000	266	7.464
4	n34k5	34	804.84	778	923	989.16	923	1000	264	7.579
5	n36k5	36	881.89	799	1019	1264.58	1019	1140	275	7.95
6	n37k5	37	878.3	669	959	992.55	959	1000	287	7.648
7	n36k6	36	1010.44	949	1115	1357.16	1115	1533	287	7.955
8	n38k5	38	781.07	730	974	982.25	974	1000	280	7.7
9	n39k5	39	919.7	822	1095	1192.65	1192.65	1000	286	8.039
10	n39k6	39	999.41	831	1257	1304.38	1257	1047	302	8.254
11	N45k6	45	977.8	944	1452	1627.91	1452	1940	326	8.082
Av			860.75	791.7	1030	1152.778	1030	1150.9	275.63	7.865

5.2. Évaluation de la performance par rapport à l'approche exacte

Afin d'évaluer la performance de l'approche proposée par rapport à l'approche exacte, un exemple de 100 clients est créé. Dans cet exemple, 100 clients sont pris en charge avec collecte et livraison simultanés depuis / vers le dépôt par des véhicules homogènes provenant du dépôt. La capacité des véhicules est de 200 unités où les emplacements du dépôt et des clients sont indiqués comme suit :

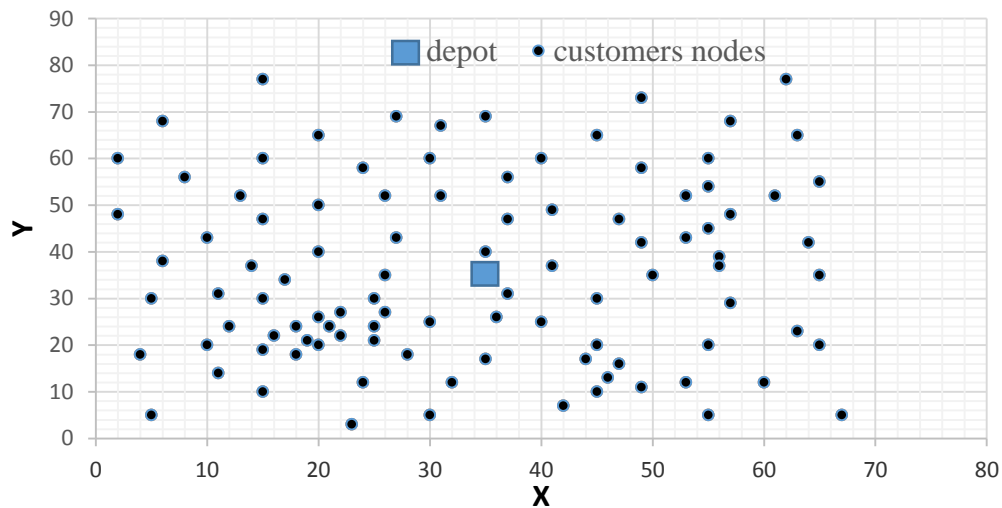


Figure 13 : emplacements des clients et du dépôt

Afin d'approfondir l'évaluation de la performance de l'approche proposée, 10 problèmes avec 100 clients sont étudiés. Ces problèmes de test sont aléatoirement générés et dont les valeurs sont uniformément réparties. Les demandes de livraison et de collecte sont comprises entre [0, 41].

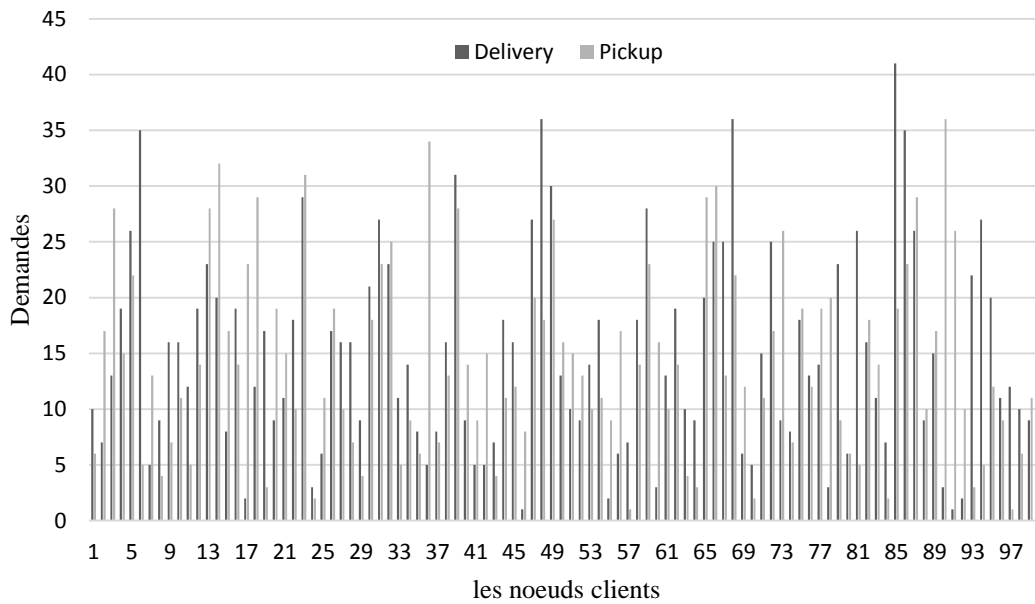


Figure 14 : demandes de livraison et de collecte des clients

Les problèmes sont formulés en tant que modèle MILP et le solveur CPLEX est utilisé pour obtenir les limites inférieure et supérieure de la fonction objective.

Tableau 3

Résultats de calcul :

Problème	Nb de clients	Capacité	Solution optimale(CPLEX)	ILS solution	Gap (ILS S° et S° optimale)	LB (CPLEX)	UB(CPLEX)
Pr1	100	200	1638	1646	8	626	1892
Pr2	100	200	1467	1486	19	584	1658
Pr3	100	200	1209	1289	80	651	1864
Pr4	100	200	971	1008	37	497	1356
Pr5	100	200	1355	1378	23	489	1671
Pr6	100	200	1235	1252	17	598	1569
Pr7	100	200	1065	1105	40	543	1423
Pr8	100	200	1147	1195	48	466	1344
Pr9	100	200	1068	1119	51	583	1467
Pr10	100	200	1049	1097	48	502	1416
Av.			1220,4	1257,5	37,1	553,9	1566

Les résultats de calcul :

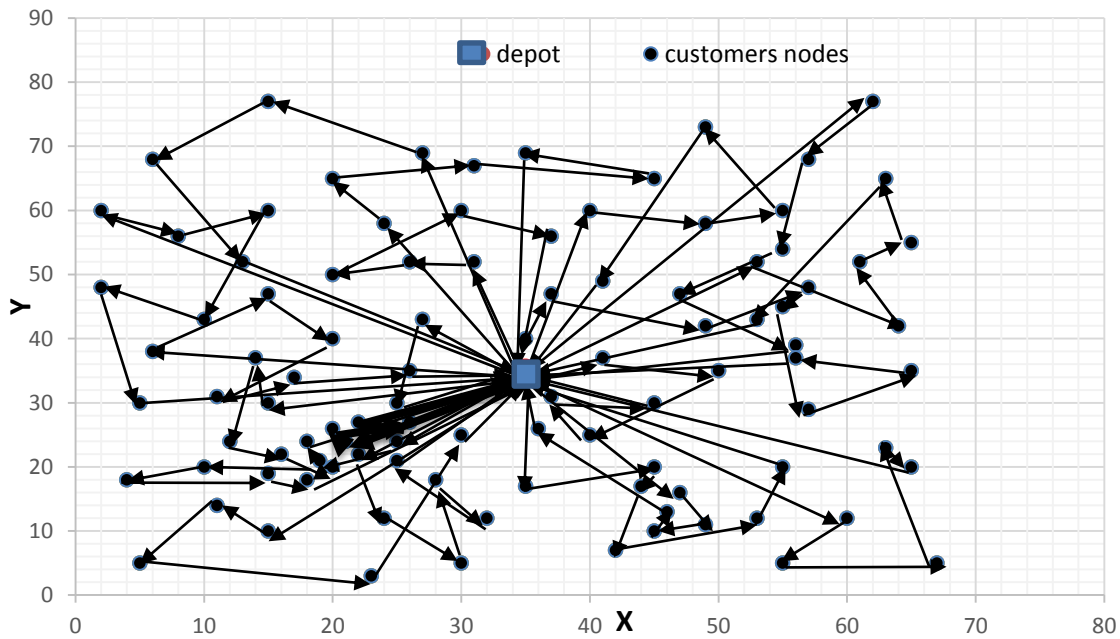


Figure 15 : Solution du problème Pr1

6 Analyse des résultats

Les deux figures résument les résultats de nos travaux comme suit :

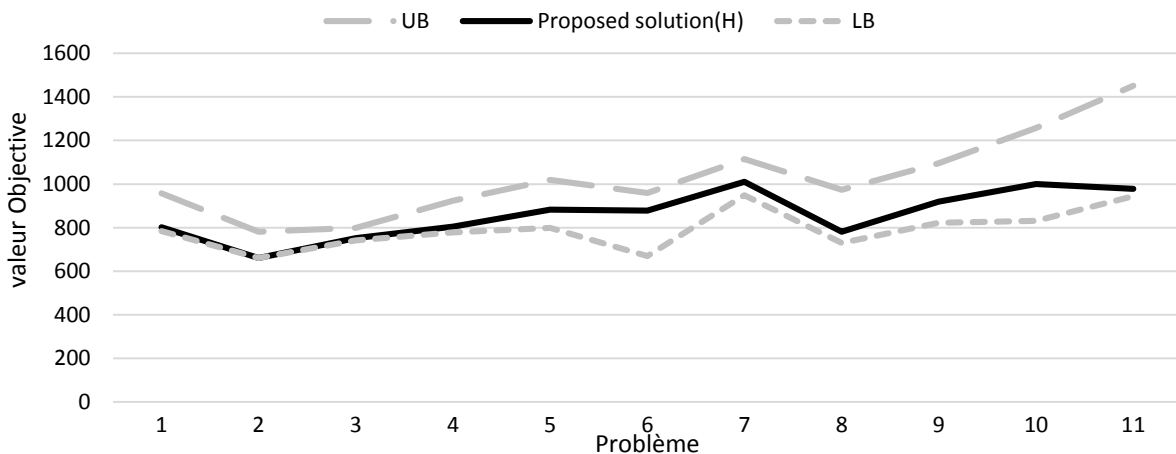


Figure 16 : Comparaison des résultats avec les approches heuristiques existantes

La méthode proposée fournit des solutions entre la borne inférieure et la borne supérieure pour tous les problèmes étudiés, comme le montrent les tableaux 1 et 2 et la figure 5. En d'autres termes, les solutions de notre approche sont meilleures que les solutions fournies par Tasan et

Gen (2012), qui ont utilisé l'algorithme génétique pour résoudre le problème de tournées du véhicule avec collecte et livraison simultanés. En outre, le tableau 1 montre les performances de l'heuristique proposée en termes de temps d'exécution par rapport aux autres méthodes. Alors que les résultats pour le deuxième exemple sont présentés dans les figures 15 et 16 ci-dessous :

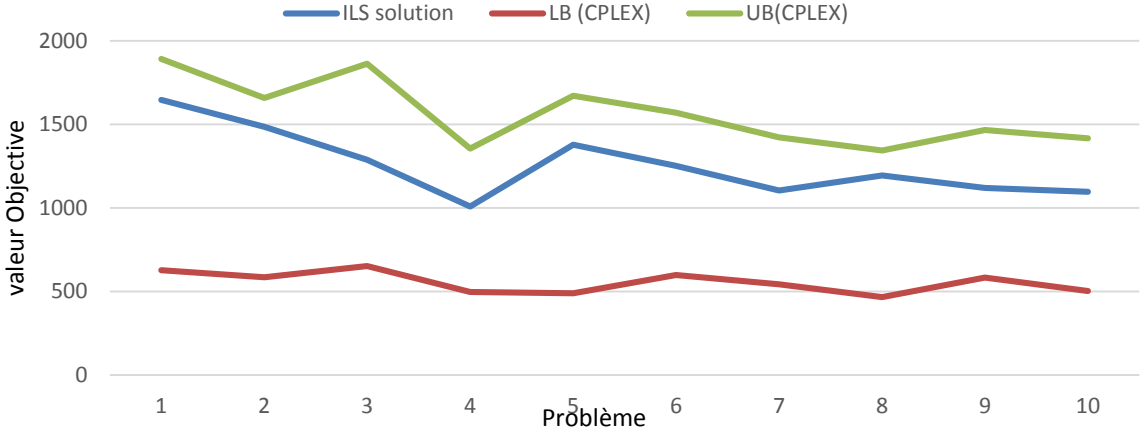


Figure 17 : Comparaison des résultats avec une approche exacte

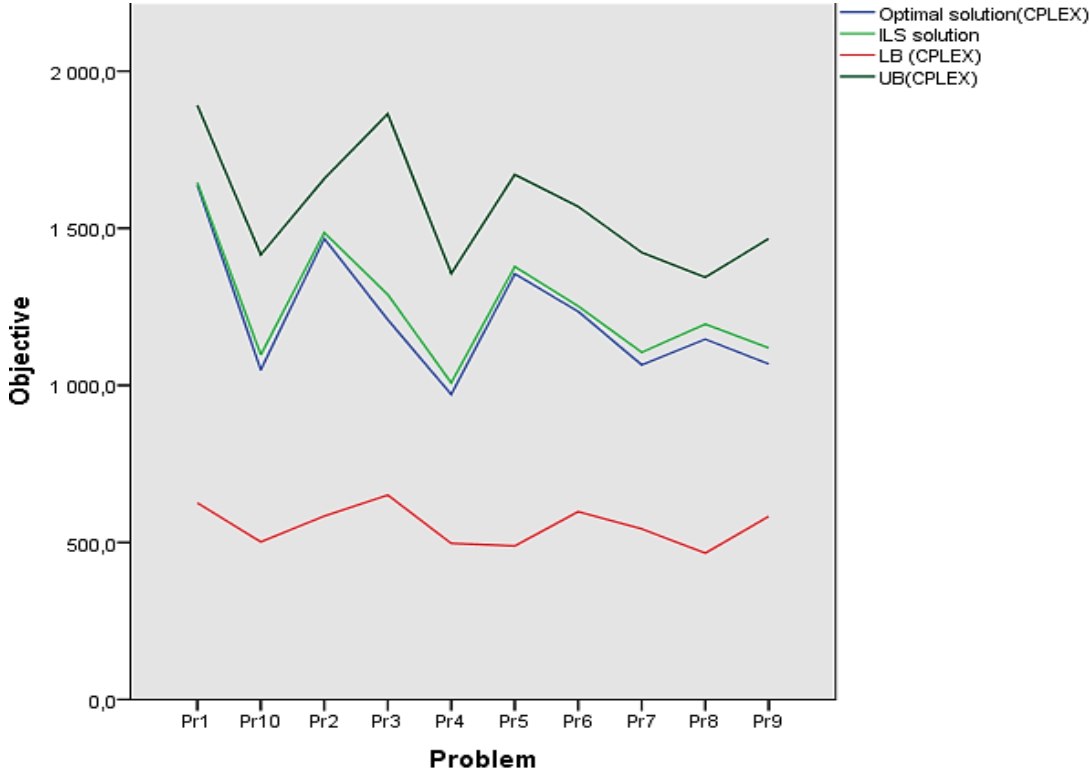


Figure 18 : L'approche hybride et les résultats exacts avec les limites supérieure et inférieure

Comme le montrent le tableau 3, dans le cas d'une comparaison avec l'approche exacte, les ILS proposés fournissent des solutions entre la limite inférieure et la limite supérieure pour tous les problèmes. Le tableau 3 montre également que toutes les solutions fournies par ILS sont presque optimales avec une moyenne d'écart 37,1.

7 Conclusion

Le problème d'acheminement des véhicules est un problème très intéressant de recherche opérationnelle. Il concerne la conception des itinéraires d'un dépôt à un ensemble de clients géographiquement dispersés. Il existe plusieurs variantes du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison, et prenant en compte diverses contraintes, ce qui rend la résolution de plus en plus difficile. L'objectif de cette recherche est de résoudre le problème de tournées des véhicules avec collecte et livraison afin d'établir un plan de transport pour minimiser le coût total du transport, en satisfaisant les contraintes du problème. Et, pour atteindre ces objectifs, nous avons choisi une méthode combinée d'une simple heuristique et de recherche locale itérative que nous avons appelée l'approche HILS.

Nous avons comparé les solutions trouvées par la méthode proposée et les solutions de la littérature.

Les résultats de comparaison prouvent que l'approche proposée est très efficace. Comme l'approche proposée a montré de bonnes performances, elle sera utilisée pour résoudre d'autres variantes telles que collecte et livraison en utilisant des drones, livraison et collecte avec fenêtres de temps flexibles, ...

Les solutions trouvées peuvent être utilisées et appliquées dans des cas concrets. Les responsables seront capables d'impliquer ces solutions dans des différents problèmes de collecte et de livraison en assurant des bénéfices économiques. Cette approche est donc capable de résoudre tout un problème de taille différente en assurant un coût économique bas.

Ce modèle permet de répondre à tous les demandes des clients de collecte et de livraison avec un coût minimum.

Chapitre 3 : Problème de collecte et livraison mixtes avec fenêtres de temps flexibles et un flux limité

1 Introduction

Dans ce chapitre, nous introduisons une nouvelle variante du problème de livraison et de collecte de produits, dans laquelle divers produits sont livrés du dépôt à de nombreux lieux de livraison et récupérés au dépôt à partir des points de collecte dans des délais prédéfinis, tout en permettant certains retards. Nous nous référons à ce nouveau problème en tant que problème d'acheminement de véhicules de livraison et de collecte mixtes avec multi-produits et fenêtres temporelles doux dans un contexte de flux limité (m-MDPVRPSTW). Nous proposons tout d'abord un modèle de programmation en nombres entiers mixtes visant à minimiser le coût total de l'acheminement. A cause de la NP difficulté (*NP-hardness*) du problème considéré, nous proposons également une méthode de recuit simulé avec une liste taboue comme une méta-heuristique pour le résoudre. L'approche de résolution est testée sur des instances générées aléatoirement.

Le transport routier représente 90% du transport de marchandises en France et 400 000 emplois. C'est un secteur essentiel de l'économie où coexistent de nombreux acteurs parmi lesquels de nombreuses PME, TPE, ETI et multinationales (97% des entreprises emploient moins de 50 personnes). C'est aussi un secteur très fragmenté, composé de nombreux secteurs (transport de matériaux, transport frigorifique, etc.). Le transport routier de marchandises verse chaque année 8 milliards d'euros de taxes au budget de l'État (*Benoit Barbedette*).

Dans le passé, les activités de transport de marchandises étaient de simples activités consistant à distribuer des marchandises d'un centre de distribution (ou d'un fabricant) à des clients (*Labadi et al., 2008*) ou à collecter des marchandises commerciales d'installations (à recycler) vers un dépôt (*Kim et al., 2006*). Au cours des dernières années, avec le défi croissant d'offrir une qualité de service supérieure tout en réduisant les coûts opérationnels, les activités de transport de marchandises ont évolué pour devenir des activités plus complexes (*Soyal et al., 2018*) consistant à livrer et à collecter différents types de marchandises auprès de nombreux clients, au moyen de plusieurs véhicules en provenance et se terminant à un dépôt, avec des contraintes de temps de service spécifiques.

Le problème de tournées de véhicules de collecte et de livraison mixtes et multi-produits, avec des fenêtres temporelles flexibles (Soft-Time Windows) et un flux limité, est une nouvelle variante du problème de transport avec collecte et livraison dans lequel divers produits sont livrés d'un dépôt central à de nombreux points de livraison et d'autres sont récupérés au dépôt de lieux de collecte dans des délais prédéfinis tout en permettant certains retards.

La suite de ce chapitre est organisée comme suit. La section 2 présente une vue d'ensemble de la littérature traitant des problèmes de livraison et de collecte utilisant certaines approches de résolution. Nous fournissons une définition formelle, une description et un modèle de programmation mathématique du problème à la section 3. Notre méthode de résolution est décrite dans section 4. La section 5 est consacrée à l'étude informatique de la méthode d'hybridation et des comparaisons numériques. Enfin, les conclusions de nos recherches et quelques prolongements naturels pour des travaux ultérieurs sont présentés dans la section 6.

2 Contexte de la recherche

Il existe une littérature importante traitant des problèmes de collecte et de livraison pour le transport de marchandises depuis les années 2002. Pour une revue de la littérature sur cette catégorie de problèmes, (*Wade et Salhi, 2002*) ont étudié pour la première fois le problème de tournée de véhicules avec collecte et livraison mixtes. Les clients de collecte ne sont pas limités à être visités après que tous les clients des livraisons ont été servis. Les auteurs ont présenté un schéma constructif de type insertion qui utilise la méthode heuristique d'insertion gloutonne de (*Salhi et Rand, 1987*). Des expériences ont été effectuées sur un problème bien connu d'itinéraires de véhicules avec des backhauls et il a été démontré que des économies peuvent être réalisées en intégrant un contrôle sur la diversité des clients sur les itinéraires. (*Crispim et Brandão, 2005*) ont proposé un algorithme hybride associant une recherche taboue et une descente de voisinage variable pour une collecte et livraison mixtes et simultanées. Lors du collecte et livraison simultanés, les clients peuvent simultanément envoyer et recevoir des marchandises. Les auteurs permettent la possibilité d'interdire certains mouvements dans la recherche afin d'accroître la diversification. La recherche est effectuée dans une première structure de voisinage en faisant des déplacements qui ne sont pas tabous pendant un certain temps. L'Heuristique a obtenu de meilleures solutions pour toutes les instances de (*Salhi et Nagy, 1999*), qui contiennent entre 50 et 199 nœuds.

En 2006, (*Ropke et Pisinger*) ont utilisé leur algorithme ALNS pour résoudre le même problème. Ces auteurs ont mené des expériences chez (*Nagy et Salhi, 2005*), qui comptent entre 50 et 199 clients, et ont obtenu une réduction de coût moyenne de 10% par rapport aux méthodes heuristiques actuelles, ainsi que 41 nouvelles solutions mieux connues sur 42 instances. Alors que (*Tütüncü et al., 2009*) décrivaient un système d'aide à la décision et une approche interactive visuelle basée sur une recherche de programmation de mémoire adaptative aléatoire et gloutonne pour résoudre le problème classique de tournée de véhicule avec backhauls et le

problème de tournée de véhicule avec collecte et de livraison mixtes. La méthode proposée fournit une interface utilisateur flexible permettant de contrôler la restriction imposée aux clients de collecte et de livraison aux parties requises des itinéraires.

(*Süral et Bookbinder, 2003*) ont mis au point un modèle à nombres entiers mixtes basé sur les contraintes d'élimination des tournées de Miller-Tucker-Zemlin (MTZ) pour le problème de l'acheminement des véhicules, sans priorité pour les clients de livraison. Les auteurs ont traité ce problème en cas d'utilisation d'un véhicule et du choix du meilleur des clients du service de collecte, en fonction des revenus générés. Ils ont conclu que, pour près de 75% des problèmes de test, le problème est résolu de manière optimale en un temps de calcul raisonnable, à l'aide d'un solveur commercial polyvalent.

(*Belmecheri et al., 2013*) ont présenté un document qui traitait un problème d'acheminement de véhicules avec une combinaison de collecte et de livraison dans laquelle ils considéraient un flux de véhicules hétérogène et une contrainte de temps. Pour résoudre ce problème, les auteurs ont proposé une optimisation de l'essaim de particules (PSO) avec une recherche locale (LS). La méthode proposée a été comparée à une méthode exacte et aux solutions les mieux connues de la littérature. Il apportait des solutions de haute qualité pour les petits problèmes et améliorait 29 cas sur 56 des travaux antérieurs des auteurs.

(*Karaoglan et Altiparmak, 2015*) ont proposé un algorithme memetic pour résoudre le problème de tournée de véhicule avec collecte et livraison, l'objectif étant de minimiser le coût global en utilisant un même véhicule pour la collecte et la livraison de chaque client. Par rapport aux résultats de la littérature, l'algorithme proposé a donné des solutions optimales et très bonnes dans un délai raisonnable.

(*Wu et al., 2016*) ont proposé un algorithme de système de colonie de fourmis basé sur des étiquettes à attributs multiples pour un problème de tournée de véhicule qui prend en compte un flux de véhicules hétérogène avec des backhauls de chargement mixte et de fenêtres temporelles. Cette méthode comprend l'intelligence des essaims et la robustesse de recherche, et pour démontrer l'avantage informatique de celui-ci, différentes instances sont utilisées à partir de la littérature et d'un cas concret dans China Post de Guangzhou, qui a montré qu'une flotte hétérogène de véhicules peut réduire les coûts de services jusqu'à 9,2% d'une flotte homogène.

3 Enoncé du problème et modèle mathématique

3.1 Description du problème

Cette section fournit une description formelle du problème m-MDPVRPSTW, puis présente une formulation du problème en programmation en entier mixte (MIP).

Le m-MDPVRPSTW est décrit comme le choix d'itinéraires pour un nombre limité de véhicules afin de desservir un groupe de clients avec des fenêtres de temps d'arrêt spécifiques.

Le m-MDPVRPSTW consiste à transporter une quantité d'un ou plusieurs produits d'un dépôt vers des lieux de livraison et à prélever une autre quantité d'un lieu de prise en charge au dépôt par un ensemble donné de véhicules commençant et se terminant à un dépôt central. Les véhicules sont supposés être homogènes et avoir une certaine capacité. Le service sur chaque site doit commencer et se terminer dans une fenêtre temporelle donnée. Si un véhicule arrive plus tôt à un emplacement, il doit attendre que l'heure de collecte prévue ou l'heure de livraison soit atteinte. L'heure d'arrivée plus tôt ne permet pas un coût d'attente. S'il arrive plus tard, le transporteur doit payer pour le retard sur le service. L'objectif est de construire des itinéraires de manière à minimiser les coûts totaux d'acheminement. Il comprend le coût fixe du véhicule, le coût du voyage et le coût de la pénalité d'arrivée tardive. L'ensemble des itinéraires des véhicules doit être un itinéraire hamiltonien (*Costa et al, 2018*), ce qui signifie que chaque client ne doit être visité qu'une seule fois pour assurer la collecte ou la livraison et qu'il n'y a pas de fractionnement de la demande.

3.2 Définition du problème

Le m-MDPVRPSTW peut être défini par un graphe complet $G=(V, E)$, où $V = \{0, \dots, n\}$, et le dépôt est représenté par le nœud 0. E est l'ensemble des arcs (i, j) , où $\{i, j\} \in V, i \neq j$. Les itinéraires des véhicules possibles correspondent alors aux itinéraires commençants et se terminant au sommet 0. Sans perte de généralité, chaque sommet $i \in V \setminus \{0\}$ représente un client ayant une demande $q_{i,p}$ pour certains produits $p \in P$. Notez que lorsque $q_{i,p} \geq 0$, le sommet i est un client de collecte qui fournit un ou plusieurs des produits p , sinon, c'est un client de livraison qui exige un certain nombre de produits p . Chaque véhicule est caractérisé par son coût fixe γ , et son coût variable par unité de distance ω . Chaque paire de clients i et j est associé à une distance d_{ij} et leur coût de déplacement du sommet i au sommet j est $c_{ij} = \omega \times d_{ij}$. t_{ij} est le temps de parcours non négatif associé à l'arc (i, j) . Les temps de parcours sont donnés par les longueurs de chemin les plus courts et satisfont donc l'inégalité du triangle. Soit

s_i le temps de service à i (avec $s_0 = 0$). En plus de la fenêtre de temps $[e_i, l_i]$ associé à chaque sommet $\in V \setminus \{0, n+1\}$. $[e_0, l_0], [e_{n+1}, l_{n+1}]$ sont les fenêtres temporelles associées au dépôt. Si le service au sommet i commence dans sa fenêtre temporelle, aucune pénalité n'est encourue. Si un véhicule commence son service un sommet i après la fenêtre de temps, une pénalité linéaire λ_i doit être payée, qui est proportionnelle à la quantité de temps de retard r_i par coefficient non négatif δ (est le coût de la pénalité de retard). Notez que l'arrivée tardive au dépôt n'est pas autorisée.

La fonction de pénalité est formellement définie par :

$$\lambda_i = \begin{cases} \delta r_i & \text{if } T_i > l_i \quad \forall i \in N \\ 0 & \text{if } T_i \leq l_i \quad \forall i \in N \end{cases} \quad (1)$$

3.3 Modèle mathématique

Pour présenter le problème ci-dessus dans un modèle mathématique, nous introduisons les notations supplémentaires suivantes :

Soient :

$K = \{1, \dots, k\}$: l'ensemble des véhicules homogènes disponibles,

$N = \{1, \dots, n\}$: l'ensemble des clients (clients de collecte et de livraison), $N = D \cup B$

D : sous-ensembles de clients pour les livraisons

B : sous-ensembles de clients pour les collectes (Backhaul)

$N_0 = \{0, 1, \dots, n, n+1\}$: l'ensemble des clients, y compris les nœuds de dépôt initial et final

$N_0 = N \cup \{0, n+1\}$

$P = \{1, \dots, p\}$: l'ensemble des produits,

Q : la capacité des véhicules

c_{ij} : coût de transport de i à j

γ : coût fixe d'utilisation du véhicule,

q_{jp} : quantité de produit p requise par le client j , $\forall p \in P, j \in N_0$,

v_{jp} : quantité de produit p fournie par le client j , $\forall p \in P, j \in N_0$,

s_i : temps de service (temps de chargement ou de déchargement) chez le client i , $\forall i \in N_0 \setminus \{n+1\}$,

$[e_i, l_i]$: créneaux horaires (fenêtres de temps) chez le client i , $\forall i \in N$,

M : un grand nombre

Les variables de décision pour le modèle sont :

x_{ijk} : est une variable binaire qui est égale à un si l'arc (i, j) appartient à la route du véhicule k et zéro sinon, $\forall i \in N_0, j \in N_0, k \in K$,

f_{ijp} : est un entier non négatif indiquant la charge du véhicule en produit p , allant du client i au client j , $\forall i \in N_0, j \in N_0, p \in P$,

t_{ij} : temps du voyage du client i au client j

T_i : est une variable continue qui indique le temps pour le véhicule k de commencer à desservir le client i , $\forall i \in N_0$,

r_i : temps du retard au début du service du client i , $\forall i \in N$

$$r_i := T_i - l_i$$

$$\lambda_i = \begin{cases} \delta r_i & \text{if } T_i > l_i \quad \forall i \in N \\ 0 & \text{if } T_i \leq l_i \quad \forall i \in N \end{cases}$$

Nous formulons ensuite le problème comme suit :

$$\text{Minimize } Z = \gamma \sum_{j \in N_0} \sum_{k \in K} x_{0jk} + \sum_{i \in N_0} \sum_{j \in N \setminus \{i\}} \sum_{k \in K} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N \setminus \{i\}} \sum_{k \in K} \lambda_i x_{ijk} \quad (2)$$

$$\sum_{i \in N_0} x_{ijk} - \sum_{i \in N_0} x_{jik} = 0 \quad \forall j \in N, k \in K \quad (3)$$

$$\sum_{j \in N_0 \setminus \{0\}} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1 \quad \forall i \in N, i \neq j \quad (4)$$

$$\sum_{i \in N_0} f_{jip} - \sum_{i \in N_0} f_{ijp} = q_{jp} \quad \forall j \in N, p \in P \quad (5)$$

$$\sum_{p \in P} f_{ijp} \leq Q \sum_{k \in K} x_{ijk} \quad \forall i \in N_0, j \in N_0 \quad (6)$$

$$T_i + s_i + t_{ij} \leq T_j + M \times (1 - x_{ijkp}) \quad \forall i \in N_0 \setminus \{0\}, j \in N_0 \setminus \{n+1\}, k \in K, p \in P \quad (7)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0,jk} = 1 \quad \forall k \in K \quad (8)$$

$$\sum_{j \in N} x_{j,n+1k} = 1 \quad \forall k \in K \quad (9)$$

$$v_{ip} \leq f_{ijp} \leq Q \quad \forall i \in D \quad (10)$$

$$0 \leq f_{ijp} \leq Q - q_{ip} \quad \forall i \in D \quad (11)$$

$$f_{ijp} + v_{ip} - q_{ip} \leq f_{ijp} + M \times (1 - x_{ijkp}) \quad \forall i \in N_0 \setminus \{0\}, j \in N_0 \setminus \{n+1\}, k \in K, p \in P \quad (12)$$

$$f_{0,jp} = \sum_{i \in D} v_{ip} \sum_{i,j \in N} x_{ijkp} \quad \forall k \in K, p \in P \quad (13)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\}, T_i \geq 0, f_{ijp} \geq 0, r_i \geq 0, \quad \forall i \in N_0, j \in N_0, k \in K, p \in P \quad (14)$$

Dans la formulation ci-dessus, l'objectif est de minimiser le coût total du transport. Il comprend le coût fixe d'utilisation des véhicules, le coût variable total du voyage et les pénalités de retard précisées en (2). La contrainte (3) est la conservation du flux pour les demandes des clients. La contrainte (4) indique que chaque client est visité une seule fois. La contrainte (5) est la conservation du flux pour les demandes des clients. Cela signifie que la charge d'un produit particulier par un véhicule doit être au moins égale à la quantité totale de ce produit qu'il livre dans des points de commandes. La contrainte (6) représente la limite de capacité du véhicule. La contrainte (7) impose les limites à la variable de temps T_i .

Dans la contrainte (7) si l'arc (i,j) est parcouru (traversé) par le véhicule k , la contrainte devient $T_i + S_i + t_{ij} \leq T_j$, sinon, c'est égal à $T_i + S_i + t_{ij} \leq T_j + M$. Le rôle de cette contrainte est d'empêcher les sous-tournées. Les contraintes (8) - (9) garantissent qu'un itinéraire de véhicule réalisable qui commence au sommet 0 et se termine au sommet, $n + 1$. Les contraintes (10) et (11) sont utilisées pour limiter la charge du véhicule après le collecte (transport de retour)

et la livraison (transport de livraison), respectivement. La contrainte (12) concerne les charges de véhicules successives le long d'un itinéraire, tandis que, pour contrainte (13), la charge de chaque véhicule à la sortie du dépôt doit être égale à la demande totale des clients de livraison. La contrainte (14) définit les variables de décision.

4 Approche de résolution

Le recuit simulé est une méthode de grande flexibilité. Elle se prête à l'optimisation combinatoire et continue. Il a donné d'excellents résultats pour les gros problèmes. En outre, la théorie montre que la méthode converge presque sûrement (c'est-à-dire avec la probabilité 1) vers un minimum global si la température ne diminue pas plus rapidement que $C / \log(t)$. Le recuit simulé (SA) est une technique compacte et robuste qui offre d'excellentes solutions aux problèmes d'optimisation à un seul et multiples objectifs avec une réduction substantielle du temps de calcul (*Suman et Kumar, 2006*).

Dans ce travail, le recuit simulé est utilisé avec une liste taboue.

4.1 Principes du recuit simulé

L'algorithme repose sur deux résultats de physique statistique :

- Lorsque l'équilibre thermodynamique est atteint à une température T , la probabilité pour un système physique de posséder une énergie E est proportionnelle au facteur de Boltzmann :

$$\exp(-E / KT) \quad (K = \text{constante de Boltzmann}).$$

- Pour simuler l'évolution d'un système physique vers son équilibre thermodynamique à une température T , nous utilisons **l'algorithme de Metropolis** :
 1. A partir d'une configuration initiale du système, il subit une modification élémentaire. S'il diminue l'énergie E , il est accepté. Sinon, si $\Delta E > 0$, il est toujours accepté avec une probabilité $\exp(-\Delta E / T)$. (à basse température, seules de très petites augmentations d'énergie sont acceptées).
 2. La séquence de configurations converge vers un état d'équilibre thermodynamique à la température T .
 3. La température est abaissée "légèrement" et elle converge vers un équilibre thermodynamique. Si la température est abaissée trop rapidement, la convergence est ralentie.

4. Lorsque la température est proche de zéro, nous sommes proches d'un minimum d'énergie.

4.2 Algorithme de recuit simulé

- Nous donnons un réel arbitraire $T > 0$: la température.
- Transformations définissant le voisinage $V(s)$ de s .
- Choisissez une transformation $s \rightarrow s'$ dans $V(s)$.
- Soit $\Delta f = f(s') - f(s)$ la variation de coût.
- Si $\Delta f \leq 0$ on fait la transformation : s devient s' .
- Si $\Delta f > 0$, nous acceptons que la transformation s devienne s' avec la probabilité $\exp(-\Delta f / T)$. (C.-à-d. prendre un nombre x dans $[0,1]$ avec une loi uniforme et acceptez si $x \leq \exp(-\Delta f / T)$).
- La température est légèrement réduite. Par exemple, $T = 0,98 T$. (habituellement, il est diminué par étapes).
- On recommence jusqu'à ce que T ait atteint un seuil fixé, proche de 0.

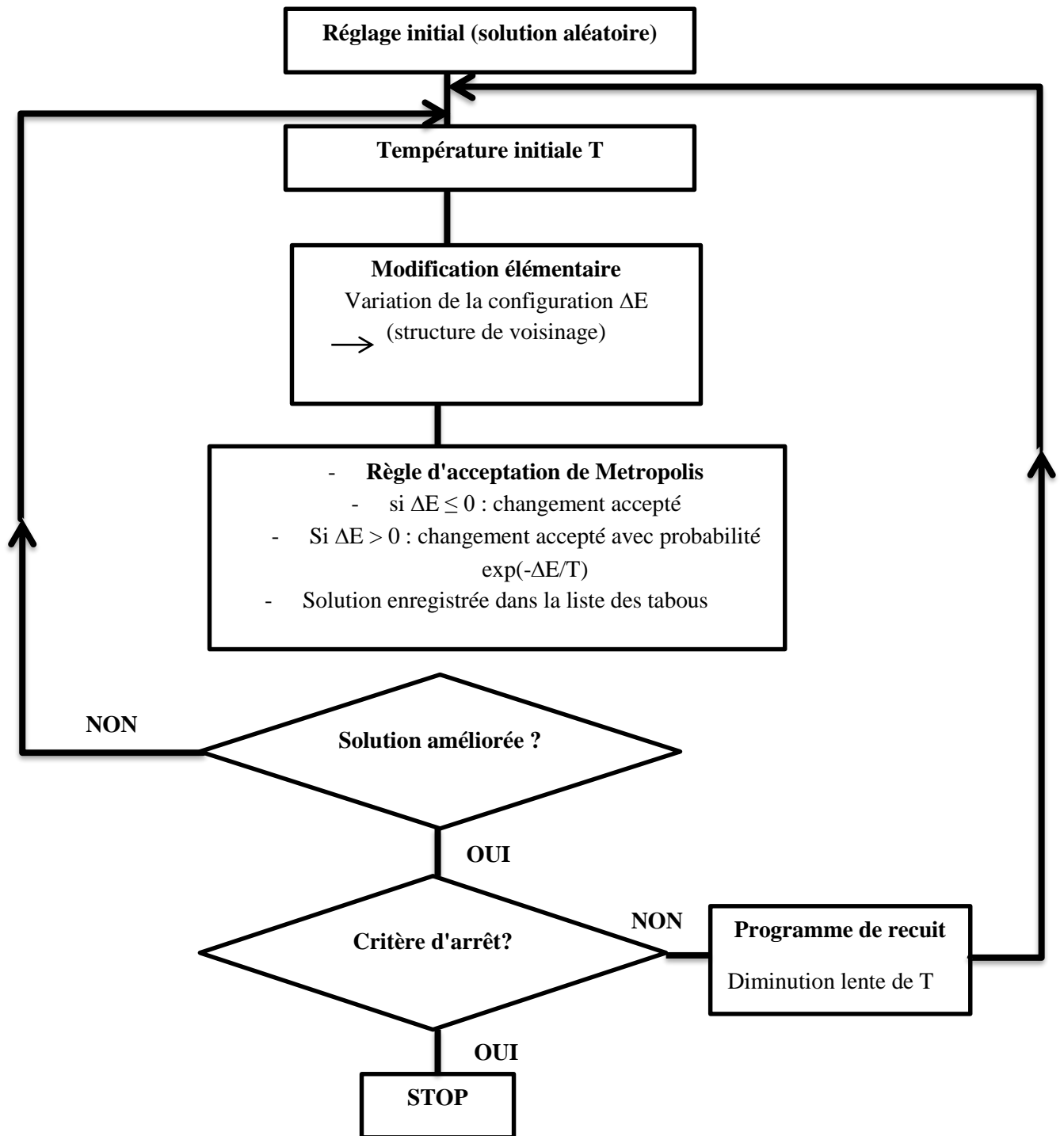


Figure 19 : organigramme de la méta-heuristique

- 1- Tout d'abord, générer une solution aléatoire
- 2- Calculer son coût en utilisant une fonction de coût que vous avez définie
- 3- Générer une solution de voisinage aléatoire
- 4- Calculer le coût de la nouvelle solution

5- Les comparer :

Si $c_{new} < c_{old}$: passez à la nouvelle solution

Si $c_{new} > c_{old}$: peut-être passer à la nouvelle solution

6- Répétez les étapes 3 à 5 ci-dessus jusqu'à ce qu'une solution acceptable soit trouvée ou que vous atteigniez un nombre maximal d'itérations.

4.2.1 Construction d'une solution initiale réalisable

Un itinéraire doit d'abord être établi aléatoirement. La route est initialisée avec le dépôt. Ensuite, elle est attribuée au nombre de véhicules disponibles, en partant et en revenant vers un dépôt central, et en respectant la capacité de chaque véhicule.

Trois contraintes doivent être respectées : l'une est la charge totale de produits transportés ne doit pas dépasser la capacité du véhicule ; la seconde est que la quantité de chaque produit livré au client actuel doit être inférieure ou égale à la quantité de chaque produit stocké ; la troisième est que le véhicule commence et finit à l'heure. Sinon, une pénalité sera payée par le fournisseur. Plus précisément, lors de l'affectation d'un client de collecte à un véhicule sur l'itinéraire actuel, la capacité du véhicule ne doit pas être dépassée.

4.2.2 Structure de voisinage

Pour assurer la diversification, trois structures de voisinage sont proposées.

Cas (1) :

- $j = \text{randsample}(n, 2)$: Choisir au hasard deux indices de clients parmi n indice de clients disponibles
- $j1 = j(1)$;
- $j2 = j(2)$;

Permuter *first – customer* ($j1$) avec *second – customer* ($j2$).

Exemple :

OldSol:

2	5	6	1	3	4	8	7
---	---	---	---	---	---	---	---

- $j = (3, 6)$
- $j1 = 3$
- $j2 = 6$



NewSol:

2	5	4	1	3	6	8	7
---	---	---	---	---	---	---	---

Cas (2):

- $j = \text{randsample}(n, 2)$: Choisir au hasard deux indices de clients parmi n indices de clients disponibles
- $j_1 = \min(j(1):j(2))$;
- $j_2 = \max(j(1):j(2))$;

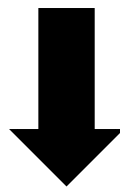
Prenez l'inverse de la liste de *first – customer* (j_1) à *second – customer* (j_2)

Exemple :

OldSol:

2	5	6	1	3	4	8	7
---	---	---	---	---	---	---	---

- $j = (2, 7)$
- $j_1 = 2$
- $j_2 = 7$



NewSol:

2	8	4	3	1	6	5	7
---	---	---	---	---	---	---	---

Cas (3):

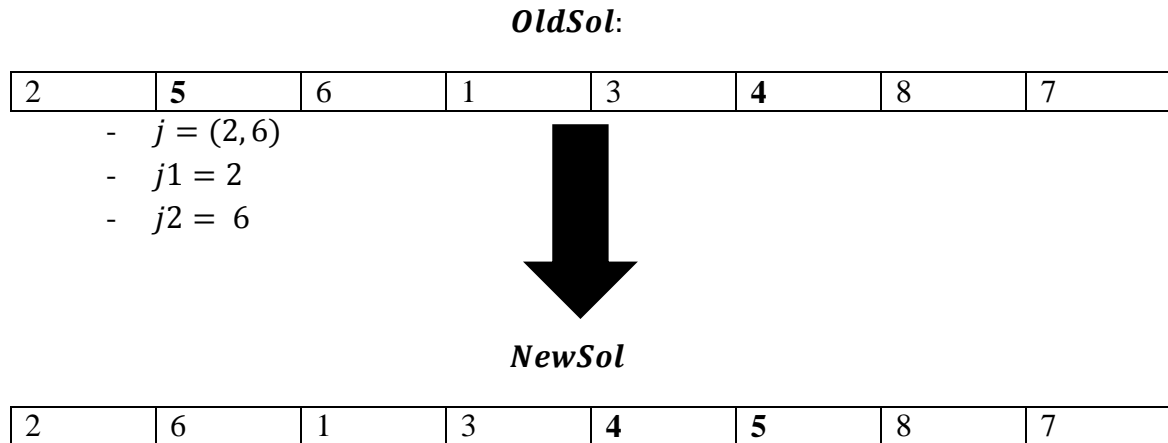
- $j = \text{randsample}(n, 2)$: Choisir au hasard deux indices de clients parmi n indices de clients disponibles
- $j_1 = j(1)$;
- $j_2 = j(2)$;
 - if $j_1 < j_2$ (1)

$(\text{NewSol} = [\text{OldSol}(1 : j_1 - 1) \text{ OldSol}(j_1 + 1 : j_2) \text{ OldSol}(j_1) \text{ OldSol}(j_2 + 1 : \text{end})])$

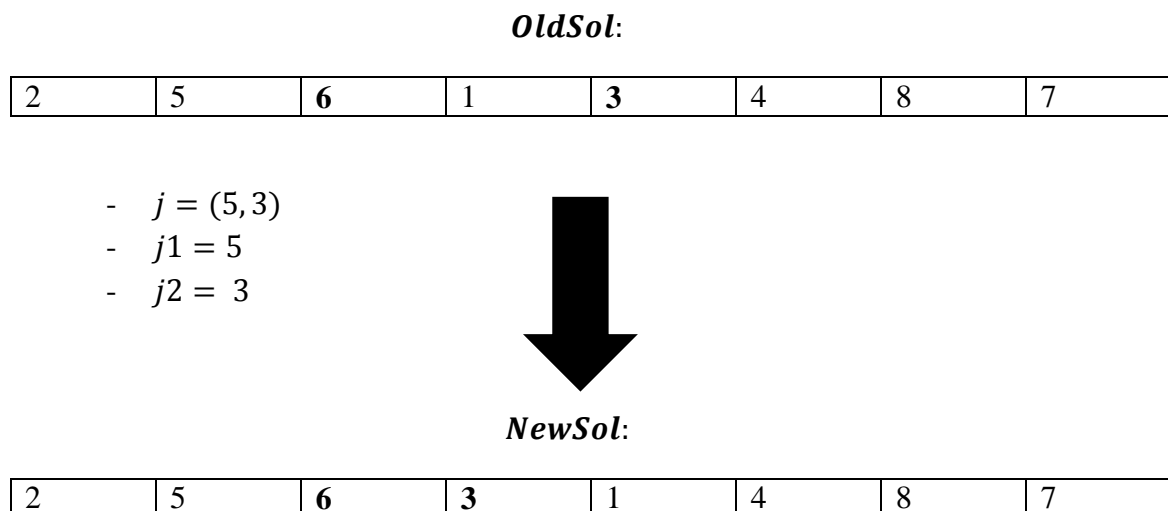
- Else (2)

$$(NewSol = [OldSol(1 : j_2) \quad OldSol(j_1) \quad OldSol(j_2 + 1 : j_1 - 1) \quad OldSol(j_1 + 1 : end)])$$

Exemple : (1)



Exemple : (2)



5 Résultats numériques

Dans cette partie, nous avons généré des données à ce nouveau problème selon la loi uniforme à ce nouveau problème. Pour résoudre ce problème, nous avons proposé une méthode hybride combinant un algorithme de recuit simulé avec une liste taboue.

Pour le résoudre de manière optimale, nous modifions le réglage à chaque fois et comparons les résultats obtenus jusqu'à l'arrivée au coût minimum. Au début, le taux d'amortissement de la température est fixe et le nombre d'itérations est modifié comme suit : voir tableaux (1) (3) et (5)

Tableau 8 : configuration initiale

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	200
<i>MaxIt2</i>	80
T_0	100
α	0.98

δ : coût de la pénalité de retard (coefficient)

MaxIt: nombre maximum d'itérations

MaxIt2: nombre maximum d'itérations internes

T_0 : température initiale

α : taux d'amortissement de la température

Voici un exemple de demande de collecte et de livraison pour l'instance vrpd_160x11:



Figure 20 : demande de livraison

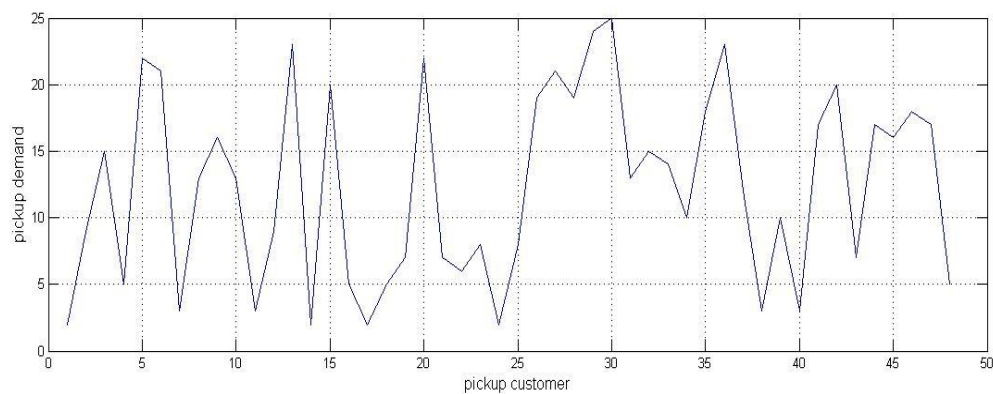


Figure 21: demande de collecte

Tableau 9 : meilleures solutions trouvées

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value (SA-TL)</i>	<i>CPU(s)</i>
<i>vrpd_90x8</i>	90	8	18302	19.081020
<i>vrpd_100x9</i>	100	9	22548	23.373994
<i>vrpd_100x10</i>	100	10	24680	22.127268
<i>vrpd_120x9</i>	120	9	35653	27.493444
<i>vrpd_120x10</i>	120	10	34385	23.053926
<i>vrpd_140x10</i>	140	10	51306	20.319333
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	41637	20.435722
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	48787	22.243134
<i>vrpd_200x14</i>	200	14	72040	29.785560
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	63443	31.720534
<i>vrpd_250x19</i>	250	19	93290	41.553829
<i>vrpd_250x20</i>	250	20	88060	38.758697
Average			49510,91667	

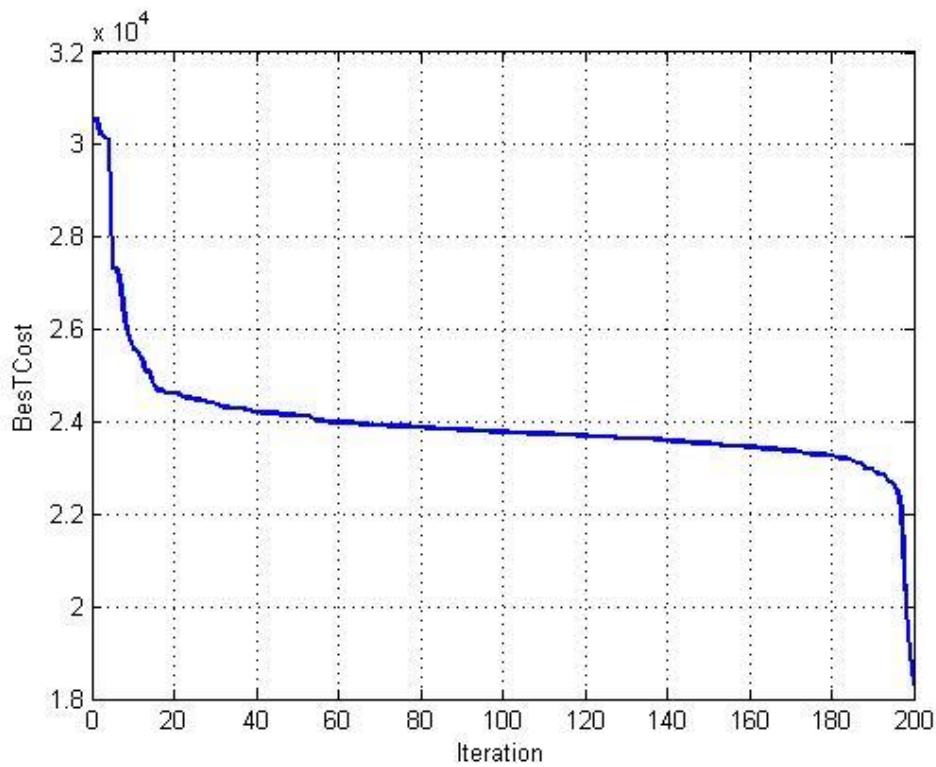


Figure 22 : avancement de la solution de vrpdp_90x8

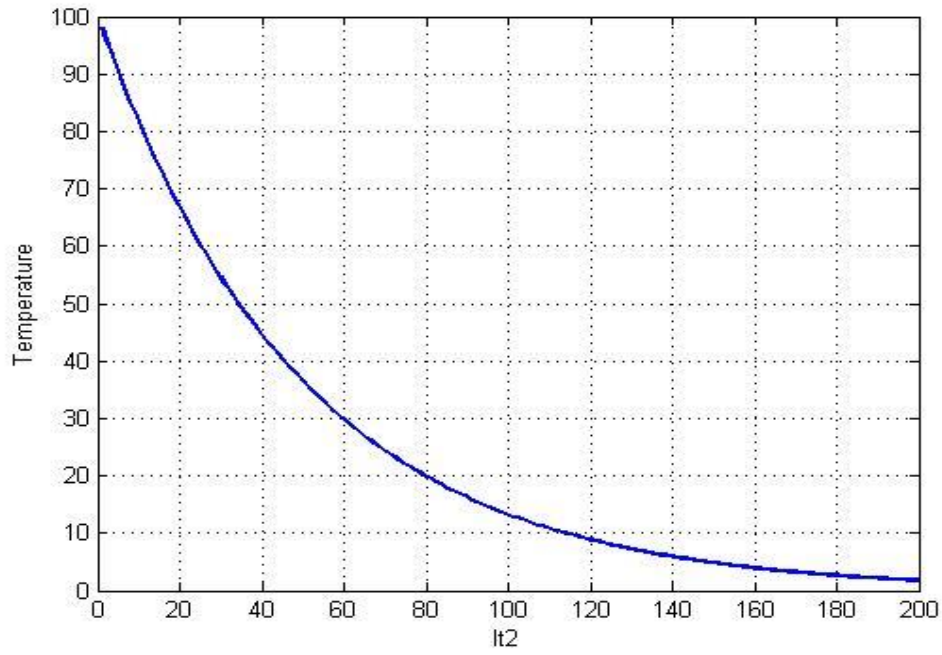


Figure 23 : amortissement de la température

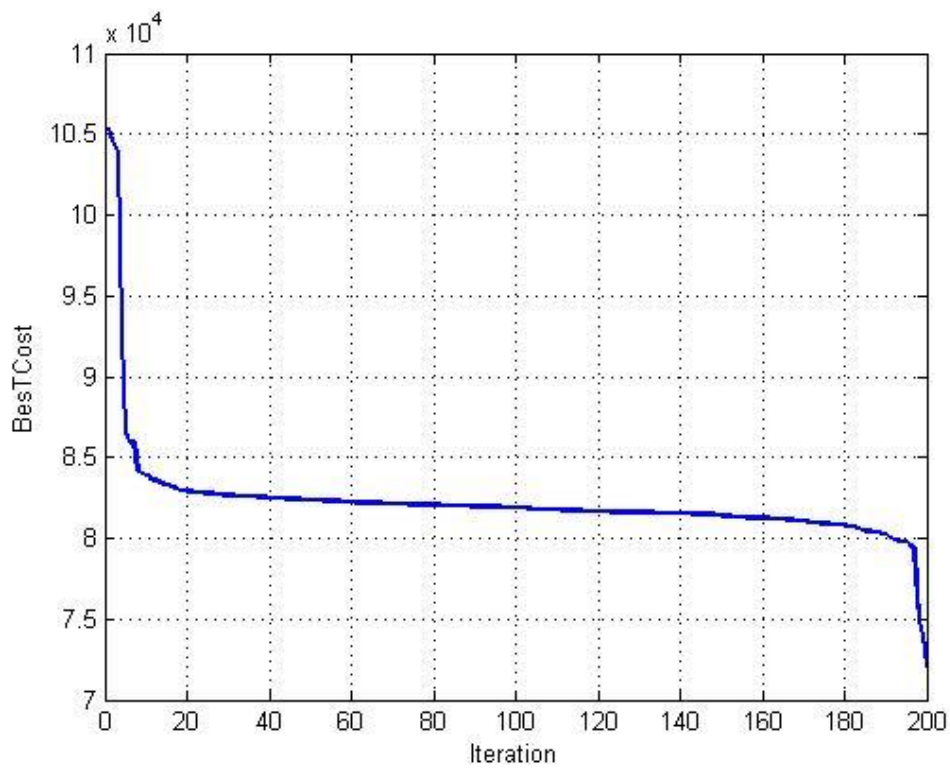


Figure 24 : avancement de la solution de vrp_d_200x14

Tableau 10 : configuration pour le deuxième exemple

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	400
<i>MaxIt2</i>	280
T_0	100
α	0.98

Pour le deuxième exemple, on a gardé le même taux d'amortissement (α) et on a augmenté le nombre maximum d'itérations (MaxIt) à fin de comparer les résultats trouvés.

Tableau 11 : meilleures solutions trouvées

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value</i>	<i>CPU(s)</i>
<i>vrpd_90x8</i>	90	8	18765	101.633543
<i>vrpd_100x9</i>	100	9	28741	128.370037
<i>vrpd_100x10</i>	100	10	25248	106.570102
<i>vrpd_120x9</i>	120	9	36350	98.614449
<i>vrpd_120x10</i>	120	10	31567	99.153115
<i>vrpd_140x10</i>	140	10	41937	114.069120
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	36934	131.516303
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	48546	149.319955
<i>vrpd_200x14</i>	200	14	58708	198.536996
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	62324	165.638982
<i>vrpd_250x19</i>	250	19	103610	370.917209
<i>Vrpd_250x20</i>	250	20	87320	175.668622
<i>Average</i>			48337,5	

On remarque d'après ce tableau que la moyenne des solutions est améliorée par rapport à la précédente.

Tableau 12 : configuration pour le troisième exemple

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	1000
<i>MaxIt2</i>	600
T_0	100
α	0.98

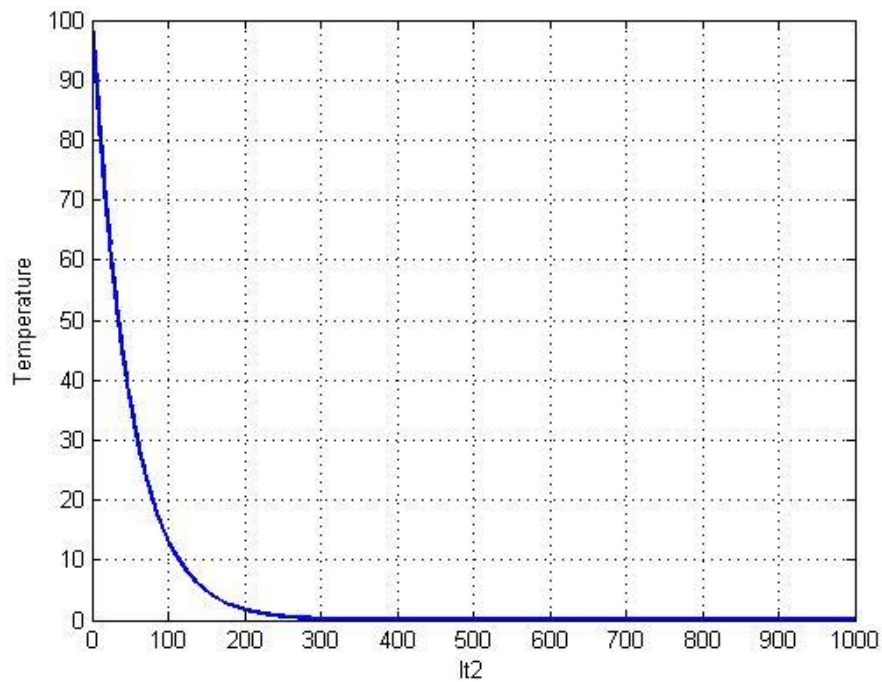


Figure 25 : amortissement de la température après l'augmentation du nombre d'itérations

Tableau 13 : meilleures solutions trouvées pour le troisième exemple

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value</i>	<i>CPU(s)</i>
<i>vrpd_90x8</i>	90	8	18914	551.407441
<i>vrpd_100x9</i>	100	9	21492	545.492934
<i>vrpd_100x10</i>	100	10	23162	561.502730
<i>vrpd_120x9</i>	120	9	41549	486.876737
<i>vrpd_120x10</i>	120	10	38162	807.782941
<i>vrpd_140x10</i>	140	10	41245	1124.670801
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	35179	941.150414
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	48906	613.313841

<i>vrpd_200x14</i>	200	14	66758	619.056180
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	60514	682.677008
<i>vrpd_250x19</i>	250	19	75000	1311.162367
<i>vrpd_250x20</i>	250	20	72428	1435.450253
Average			45275,75	

On remarque après cette augmentation du nombre maximum d'itérations, une diminution de la moyenne du coût total de transport.

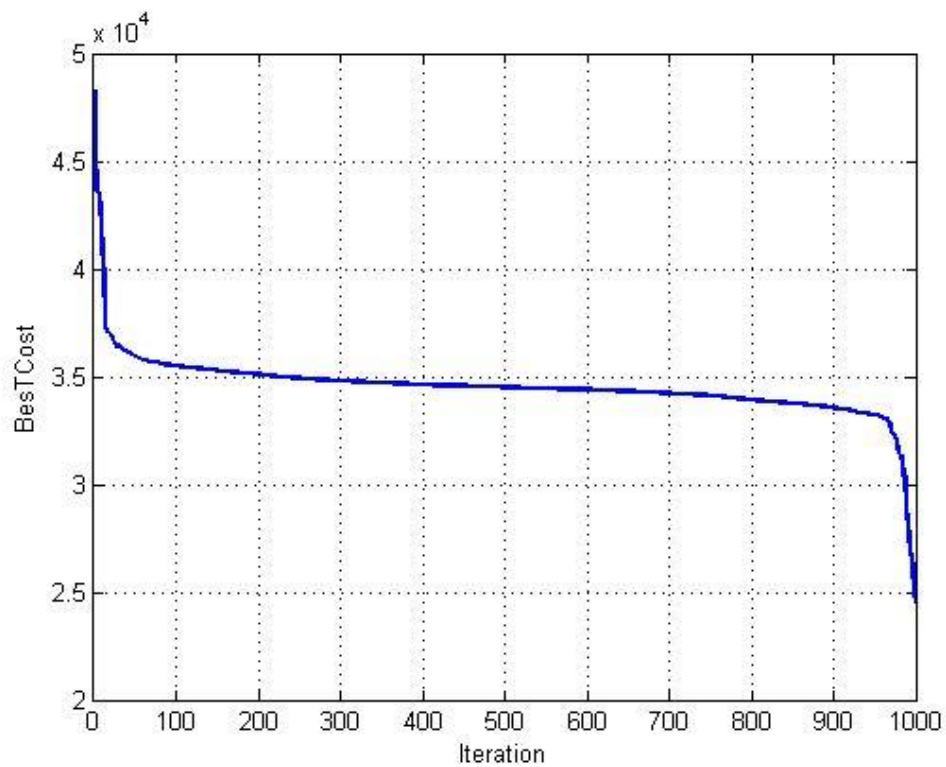


Figure 26 : avancement de la solution de *vrpd_120x10*

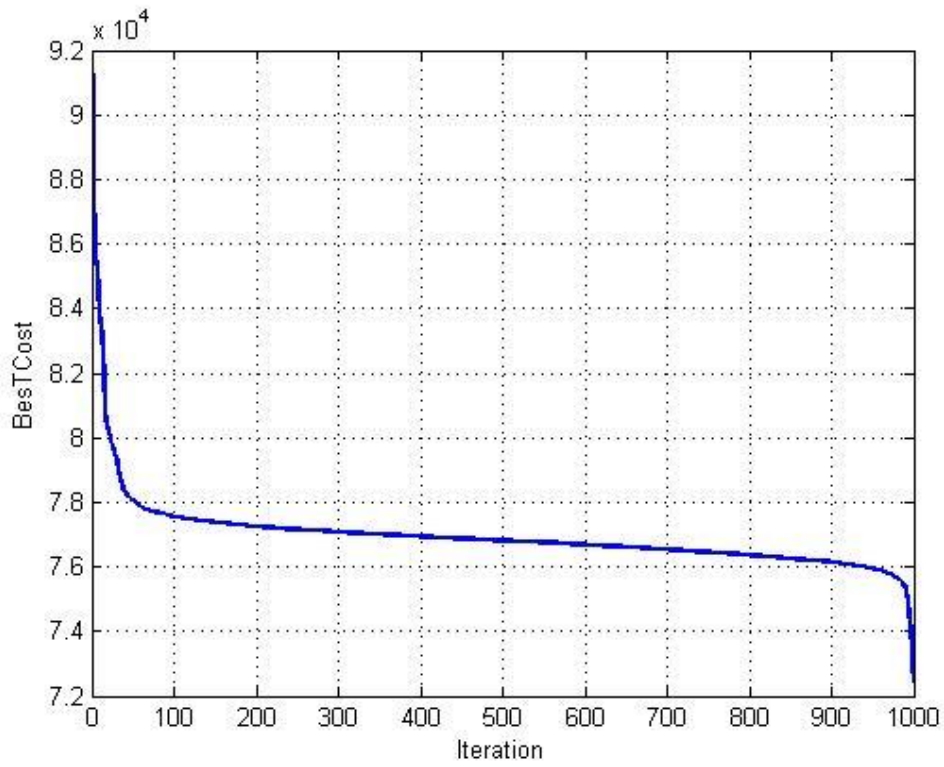


Figure 27 : avancement de la solution de vrp_d_250x20

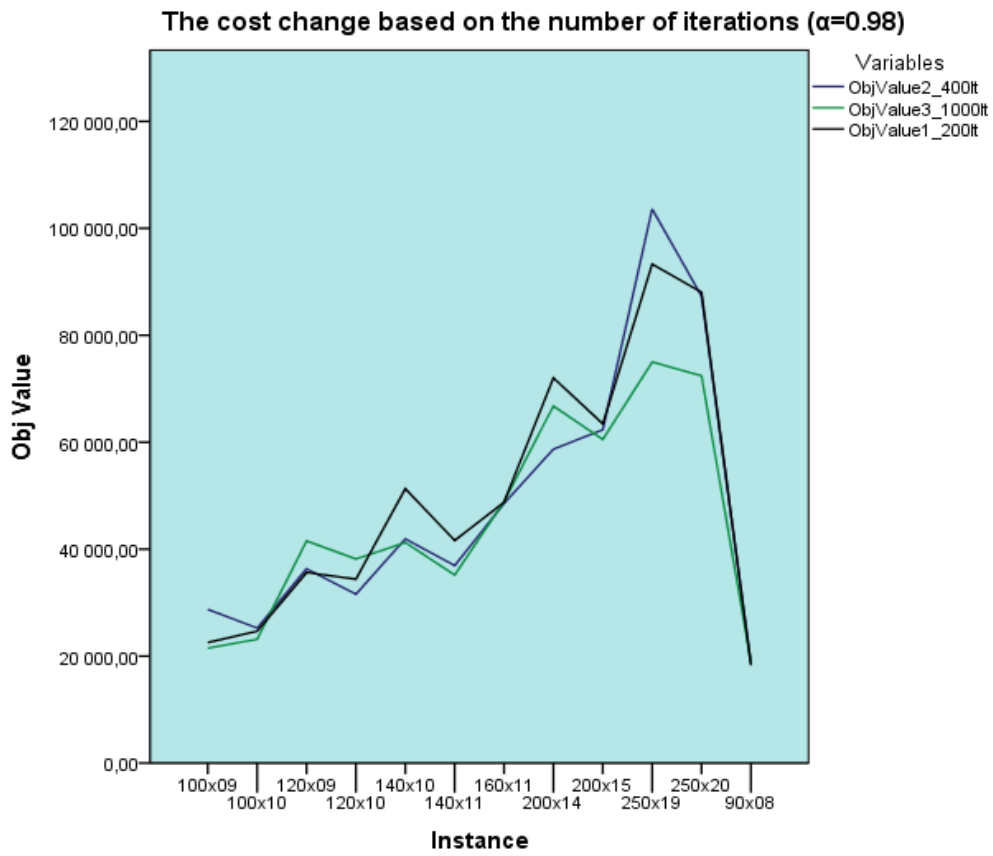


Figure 28 : la progression des solutions pour les trois exemples

On voit d'après cette figure que le coût total de transport est minimal pour le MaxIt=1000.

Dans la partie suivante, on a fixé le MaxIt à 1000 et on a changé le taux d'amortissement de la température (α).

Tableau 14 : nouvelle configuration

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	1000
<i>MaxIt2</i>	600
T_0	100
α	0.96

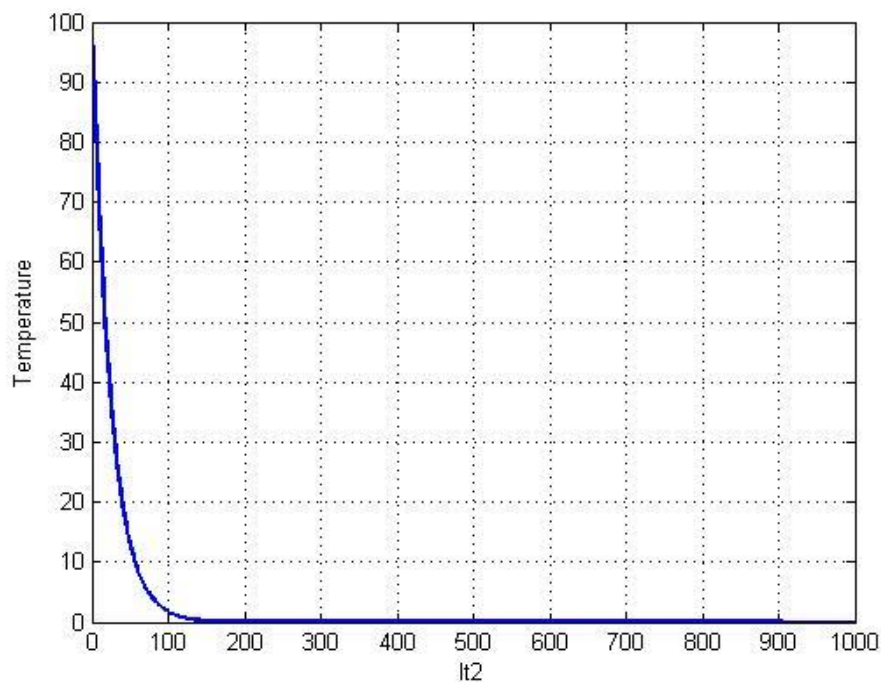


Figure 29 : amortissement de la température pour la nouvelle configuration

Tableau 15 : meilleures solutions trouvées pour la nouvelle configuration

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value</i>	<i>CPU(s)</i>
<i>vrpd_90x8</i>	90	8	18914	551.407441
<i>vrpd_100x9</i>	100	9	21492	545.492934
<i>vrpd_100x10</i>	100	10	23636	950.484831
<i>vrpd_120x9</i>	120	9	41549	486.876737

<i>vrpd_120x10</i>	120	10	34471	497.495701
<i>vrpd_140x10</i>	140	10	38202	752.744119
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	35179	941.150414
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	48906	613.313841
<i>vrpd_200x14</i>	200	14	66758	619.056180
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	51170	20.331993
<i>vrpd_250x19</i>	250	19	75000	1311.162367
<i>vrpd_250x20</i>	250	20	72428	1435.450253
Average			43975,42	

Tableau 16 : configuration avec fixation de *MaxIt* et modification de α

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	1000
<i>MaxIt2</i>	600
T_0	100
α	0.97

Tableau 17: meilleures solutions trouvées pour la nouvelle configuration de α

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value</i>	<i>CPU(s)</i>
<i>vrpd_90x8</i>	90	8	20464	430,17228
<i>vrpd_100x9</i>	100	9	30839	448,467526
<i>vrpd_100x10</i>	100	10	25304	481,803104
<i>vrpd_120x9</i>	120	9	39506	506,472066
<i>vrpd_120x10</i>	120	10	30974	506,360442
<i>vrpd_140x10</i>	140	10	50985	550,723707
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	43058	575,827156
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	52214	609,338827
<i>vrpd_200x14</i>	200	14	66758	718,175763
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	65020	736,65942

<i>vrpd_250x19</i>	250	19	85710	881,125697
<i>Vrpd_250x20</i>	250	20	75360	911,279749
Average			48 849,33	

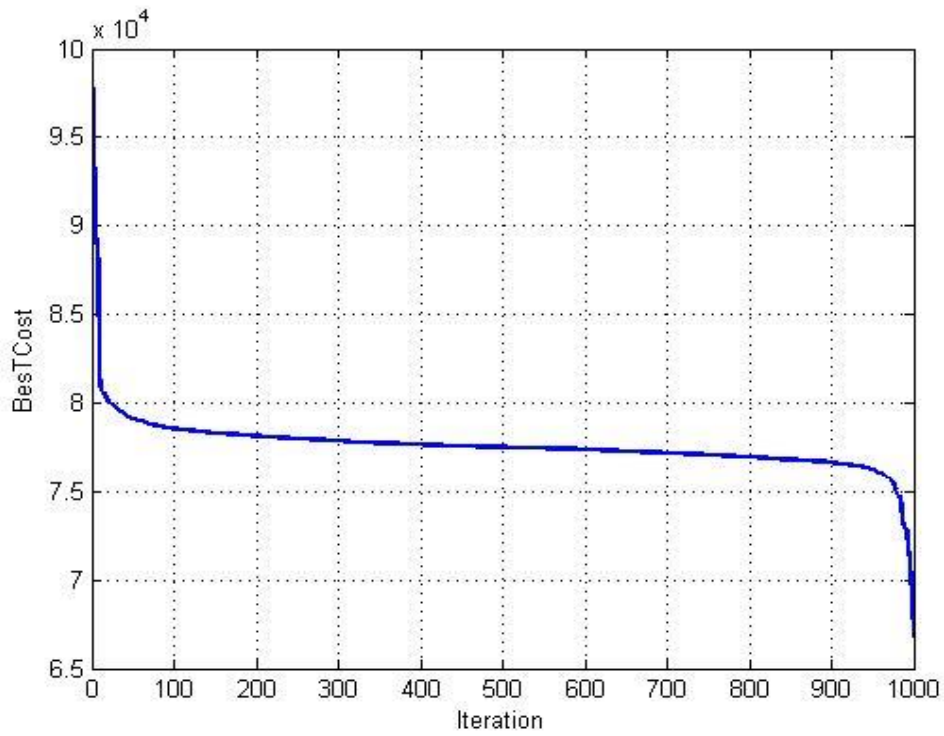


Figure 30 : avancement de la solution *vrpd_200x14*

Figure 31 : Fixation de α et modification de *MaxIt*

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	1200
<i>MaxIt2</i>	600
T_0	100
α	0.97

Tableau 18 : meilleurs solutions trouvées pour la nouvelle configuration de MaxIt

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value</i>	<i>CPU(s)</i>
<i>vrpd_90x8</i>	90	8	20337	537,550546
<i>vrpd_100x9</i>	100	9	22491	571,330373
<i>vrpd_100x10</i>	100	10	24634	596,027679
<i>vrpd_120x9</i>	120	9	36831	631,423181
<i>vrpd_120x10</i>	120	10	30974	626,726632
<i>vrpd_140x10</i>	140	10	48296	690,679022
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	41949	682,889559
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	52214	712,210276
<i>vrpd_200x14</i>	200	14	57508	866,207957
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	61229	879,308907
<i>vrpd_250x19</i>	250	19	71620	1152,890878
<i>Vrpd_250x20</i>	250	20	71793	1076,077499
Average			44989,67	

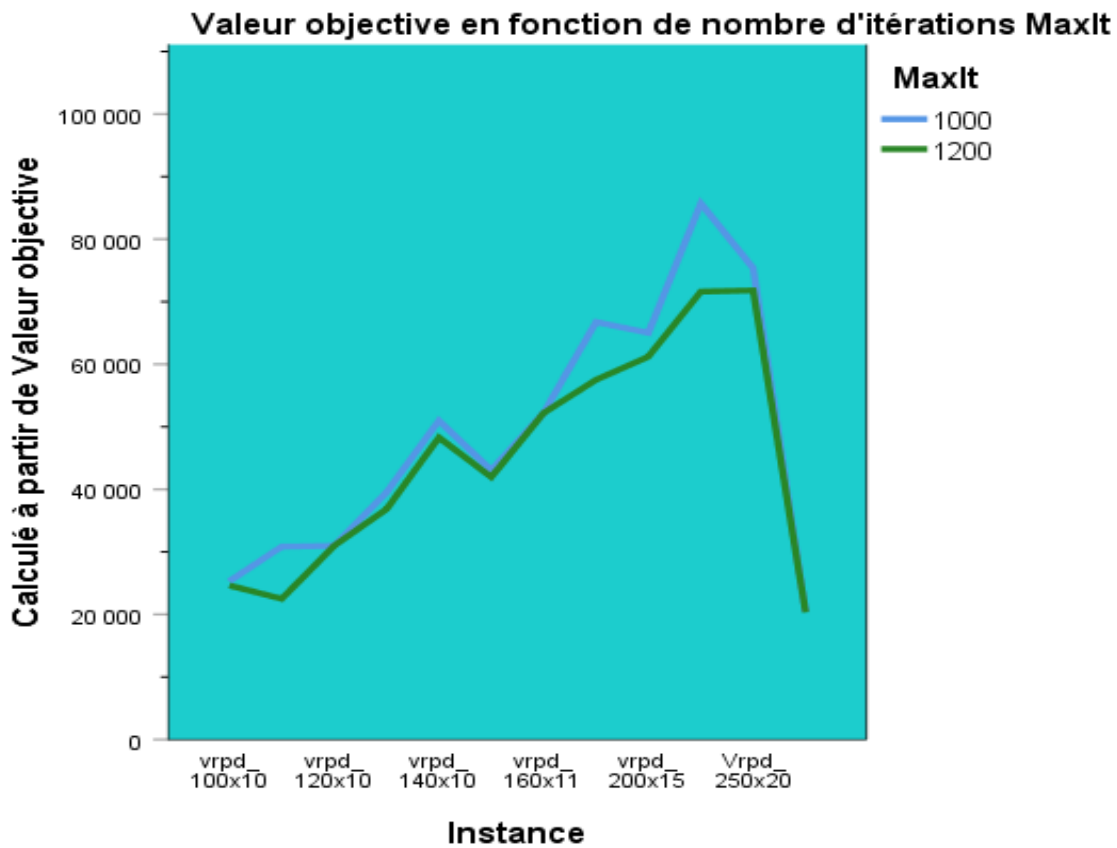


Figure 32 : la progression des solutions pour les deux exemples en cas de $\alpha = 0.97$

Tableau 19 : une autre configuration en fixant le MaxIt

<i>Paramètres</i>	<i>valeur</i>
δ	0.35
<i>MaxIt</i>	1000
<i>MaxIt2</i>	600
T_0	100
α	0.99

Tableau 20 : meilleures solutions trouvées

<i>Instance</i>	<i>Customer's nb</i>	<i>Vehicle's nb</i>	<i>Obj value</i>	<i>CPU(s)</i>
vrpd_90x8	90	8	18914	551.407441
vrpd_100x9	100	9	24853	545.492934
vrpd_100x10	100	10	23636	910.046788
vrpd_120x9	120	9	34278	1064.008085
vrpd_120x10	120	10	29657	1019.179869

<i>vrpd_140x10</i>	140	10	42372	1041.192104
<i>vrpd_140x11</i>	140	11	34282	1107.023103
<i>vrpd_160x11</i>	160	11	53116	1109.028290
<i>vrpd_200x14</i>	200	14	87810	1215.124235
<i>vrpd_200x15</i>	200	15	59847	1108.628689
<i>vrpd_250x19</i>	250	19	76350	1288.581753
<i>vrpd_250x20</i>	250	20	70519	1332.299437
Moyenne			46302,83	

Tableau 21 : Comparaison des moyennes de coûts totaux selon certains paramètres

<i>α</i>	<i>MaxIt</i>	<i>Average total costs</i>	<i>Gap (%)</i>
0.98	200	49510.92	-
0.98	400	48337.5	2.37
0.98	1000	45275.75	6.33
0.99	1000	46302.83	2.27
0.96	1000	43975.42	5.026
0.97	1000	48 849,33	11.08
0.97	1200	44989,67	7.9

Analyse de sensibilité empirique des paramètres :

H1 : la variation de quelques paramètres empiriques influence la solution obtenue

Analyse de variation d'alpha.

Statistiques descriptives

	Coût		N
	Moyen	Ecart type	
alpha=0.96	43975,42	19356,451	12
alpha=0.99	46302,83	22858,507	12
Alpha=0.97	48849,33	20855,485	12
Alpha=0.98	45275,75	19679,148	12

Corrélations

		Alpha=0.96	Alpha=0.97	Alpha=0.98	Alpha=0.99
Alpha=0.96	Corrélation de Pearson	1	,989**	,951**	,968**
	Sig. (bilatérale)		,000	,000	,000
	p-value				
N		12	12	12	12

Analyse de résultat :

L'analyse des données de la présente recherche montre qu'il existe une relation significative entre la solution obtenue et la variation de quelques paramètres (α , $MaxIt$), donc la solution obtenue dépend de la configuration des paramètres ($p = 0,000$).

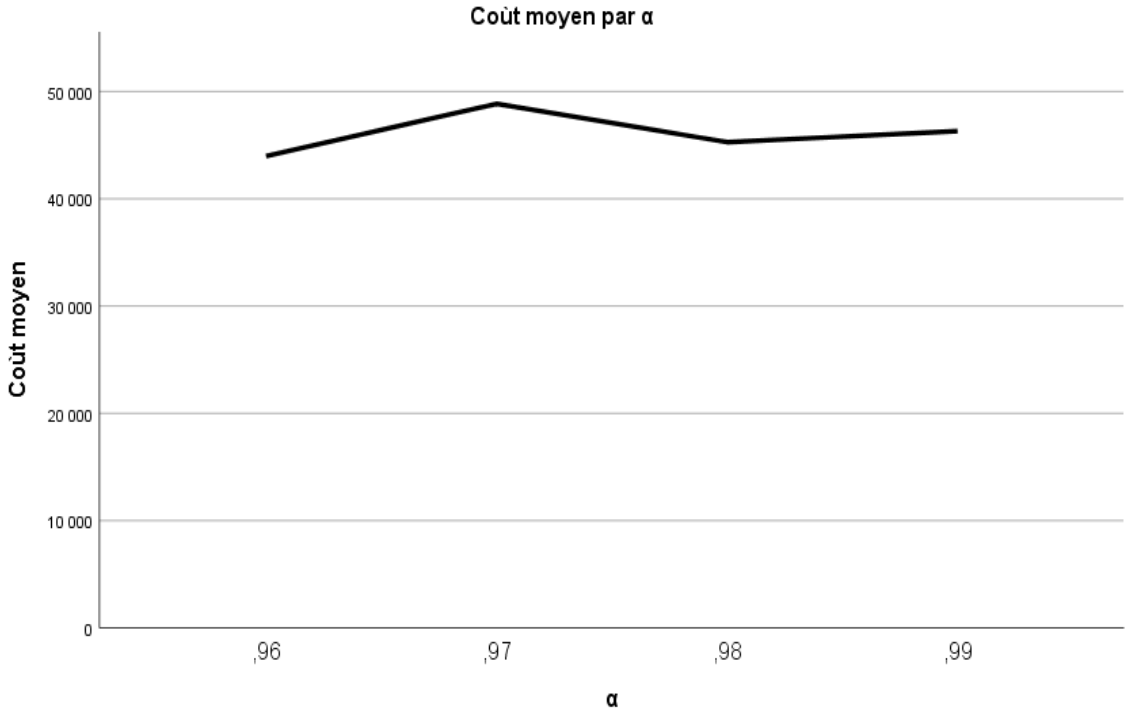


Figure 33 : le coût moyen de transport en fonction de α

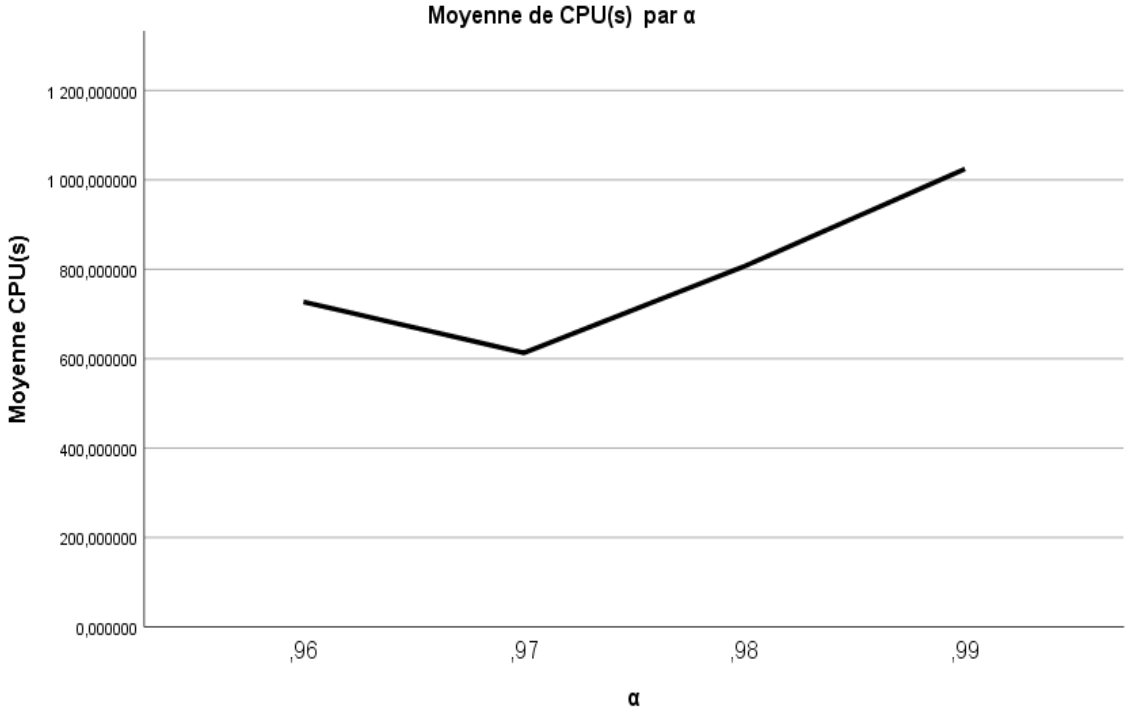


Figure 34 : le temps d'exécution moyen CPU(s) en fonction de α

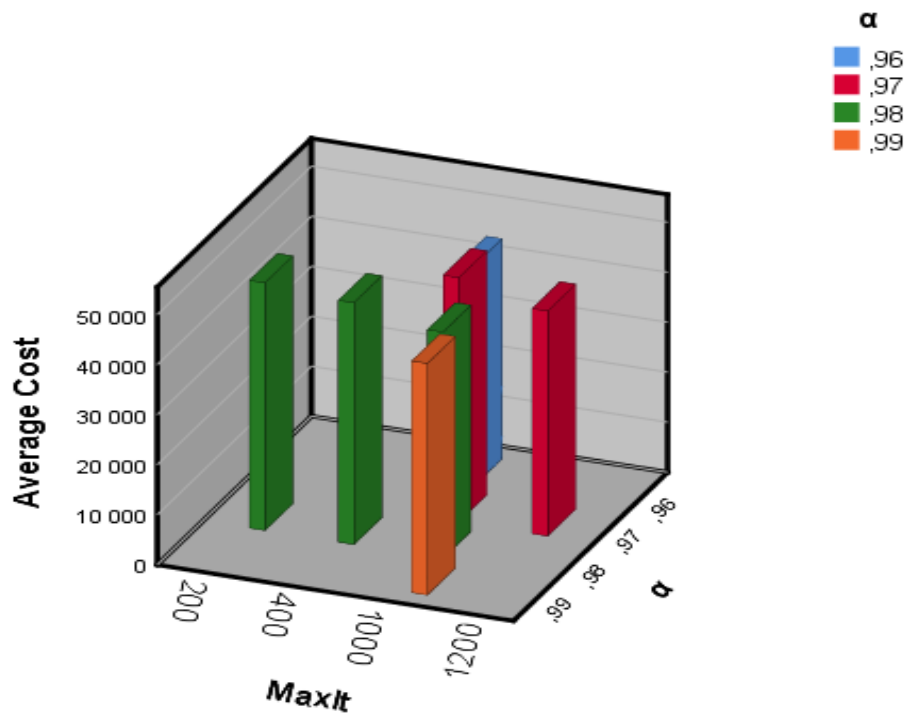


Figure 35 : le rôle de certains paramètres dans la progression de la solution

Afin de résoudre le problème de collecte et livraison mixte avec fenêtres de temps flexibles dans un contexte du flux limité et multiples produits qui est une nouvelle variante d'une manière optimale, on a réglé chaque fois les paramètres de l'algorithme proposé.

D'après la figure 29 et les tableaux précédents, on peut dire qu'avec un maximum nombre d'itérations (MaxIt=1000) et un taux d'amortissement de 0.96 ($\alpha=0.96$), le coût total de transport est minimal.

La congestion et la hausse des coûts de transport nous poussent à réfléchir à d'autres solutions de transport. Pas mal d'entreprises ont pensé à l'utilisation des véhicules aériens sans pilote (drones). Donc, ne sont plus à usage militaire seulement.

Comment donc intégrer le véhicule aérien sans pilote (drone) dans le transport de quelques types de marchandises ?

6 Conclusion

Le problème de tournée des véhicules avec collecte et livraison (VRPD) a donné lieu à plusieurs contributions importantes, en particulier au cours de la dernière décennie. Une large gamme de variantes de VRPD a été étudiée et leurs applications industrielles sont rencontrées dans de nombreux contextes. Dans ce travail, nous avons traité une nouvelle variante qui considère une fenêtre temporelle pour chaque visite du client. Le flux de véhicules dans cette variante est limité à plusieurs produits où chaque arrivée tardive génère un coût en pénalité. Pour le résoudre, une méta-heuristique hybride est proposée. Comme il s'agit d'une nouvelle variante et pour la résoudre de manière optimale, nous modifions chaque fois les paramètres de l'algorithme et nous effectuons une comparaison pour trouver la meilleure combinaison.

Cette approche est capable de résoudre tout un problème de taille différente en assurant un coût économique bas.

Le transport est un gros problème pour toutes les communautés. Pour éviter le problème de congestion, le drone est une solution pour le transport de certains types de produits.

Les recherches futures intégreront le drone dans les problèmes de collecte et de livraison de circuits de tournée de véhicules.

PARTIE 2 : Problèmes de Transport multimodal

Chapitre 4 : Le problème d'acheminement de véhicules avec livraison et collecte mixtes dans le cas d'un flux limité et l'affectation de drones

1 Introduction

La distribution de biens est une activité très importante dans les chaînes d'approvisionnement. Cette activité, souvent gérée par des entreprises tierces de logistique, peut être réalisée par différents modes de transport, notamment routier, aérien, ferroviaire, etc. Le transport de marchandises par route est l'un des moyens les plus souples de transporter des marchandises, dès leur chargement directement sur les véhicules jusqu'aux lieux de destination. Notons qu'en 2015, « le transport routier de marchandises représente 69,6% du total des marchandises transportées entre la France et les pays de l'UE » (Ministère de la transition écologique et solidaire de la France).

Dans le passé, les activités de transport de marchandises étaient de simples activités de distribution de marchandises d'un centre de distribution à des clients (Labadi et al., 2008) ou d'une collecte de marchandises commerciales d'installations vers un dépôt (Kim et al., 2006). Au cours des dernières années, confrontés à un défi croissant d'offrir une qualité de service supérieure tout en réduisant les coûts opérationnels, les activités de transport de marchandises ont évolué pour devenir des activités plus complexes consistant à livrer / ramasser les marchandises à / de nombreux clients au moyen de plusieurs véhicules de / à un dépôt central.

Le transport de marchandises a attiré de plus en plus l'attention de nombreux chercheurs et a été à l'origine du travail considérable réalisé dans la littérature sur les problèmes de collecte et de livraison. Du point de vue pratique, l'un des principaux objectifs des entreprises industrielles est d'améliorer l'efficacité de leurs chaînes d'approvisionnement afin de leur permettre d'organiser un meilleur service à moindre coût, ainsi que la fluidité du flux de leurs produits.

Habituellement, pour faire face à ces tâches, des véhicules ont été utilisés. Une nouvelle méthode a récemment été utilisée lorsque des véhicules aériens sans équipage appelés Drones sont choisis pour desservir de petites marchandises. Il est important de faire la distinction entre l'utilisation militaire et non militaire des drones.

Michael Toscano, président de l'association « les véhicules sans pilote International », a déclaré dans le Washington Times que "le mot [drone] évoque instantanément des images mentales de grands prédateurs tirant des missiles sur des cibles hostiles du monde entier".

Jusque récemment, la couverture médiatique était principalement axée sur l'usage militaire, c'est le terme de « drone » qui a laissé beaucoup d'attitudes négatives à l'égard de cette nouvelle technologie.

L'utilisation de drones pour la distribution présente de nombreux avantages : elle évite l'encombrement (la congestion) des réseaux routiers traditionnels, elle peut être exploitée sans être humaine, ses coûts de transport par kilomètre sont beaucoup plus bas (Wohlsen, 2014), et c'est plus rapide que les véhicules. Mais il présente également des inconvénients : la distance de vol et la puissance de levage des drones sont limités car ils sont alimentés par des batteries. L'objectif est de fournir une étude de ce sujet passionnant, de présenter des cas d'utilisation provenant d'un large éventail d'industries et de discuter des applications potentielles dans et pour le secteur de la logistique. Notre objectif est de montrer le rôle du drone dans l'amélioration du service de transport afin de fournir une évaluation réaliste des véhicules aériens sans pilote. *"Le groupe postal et logistique allemand Deutsche Post DHL a récemment annoncé que son Parcelcopter était autorisé à livrer des fournitures médicales à une île sans voiture au large des côtes allemandes"*. (Bryan, 2014).



Figure 36: Parcelcopter de DHL (source: dhl.com)

Le reste est organisé comme suit. La section 2 présente une vue d'ensemble de la littérature pertinente traitant du problème général de l'acheminement des véhicules à l'aide de drones. Nous fournissons une définition, une description et une formulation mathématique de la nouvelle variante à la section 3. Notre méthode de solution méta-heuristique est décrite à la section 4. La section 5 est consacrée à une étude informatique de la méthode et des résultats numériques. Enfin, les conclusions de nos recherches et quelques prolongements naturels pour des travaux ultérieurs sont présentés dans la section 6.

2 Etat de l'art

2.1 Contribution

Ce document vise à définir un modèle dans lequel les coûts doivent être minimisés par un décideur donné. Cela se fait dans un environnement où différents types de produits peuvent être livrés et demandés. Dans le même temps, la société peut suivre deux types de stratégies : utiliser

uniquement des véhicules pour le transport entre le fournisseur et les clients ou utiliser des drones avec des véhicules dans des problèmes de livraison et de collecte mixtes. Dans ce dernier cas, plusieurs contraintes telles que la distance de vol du drone et la puissance de levage doivent être prises en compte.

Nous définirons le problème correspondant et montrerons comment les différences de coûts entre le processus de transport mixte drone-véhicule et le processus traditionnel basé sur le véhicule conduisent à une domination partielle ou totale du premier pour des écarts de coût suffisamment importants.

Les évaluations numériques du modèle d'optimisation seront utilisées pour illustrer différents scénarios de coûts dans lesquels la distribution mixte véhicules-drones apparaît comme une alternative viable à la distribution traditionnelle de certains types de biens.

Comme hypothèse proposée, l'intégration des drones avec des véhicules peut apporter des bénéfices aux différents acteurs (minimisation des coûts de transport, minimisation du temps de retard, évitement de la congestion routière, etc.)

Il convient de souligner que l'importance relative des coûts est réduite lorsqu'on examine les applications médicales de la logistique de livraison de drones dans les zones urbaines, où des livraisons plus réalisables et plus rapides peuvent être fournies en cas de besoin impérieux (Thiels, CA, Aho, JM, Zietlow, SP, & Jenkins, DH (2015)). *"It should be emphasized that the relative importance of costs is reduced when examining the medical applications of drone delivery logistics in urban areas, where more feasible and faster deliveries can be provided in case of compelling need"* (Thiels, C. A. , Aho, J. M. , Zietlow, S. P. , & Jenkins, D. H. (2015)).

2.2 Travaux connexes

Quelques publications dans la littérature traitent du problème de tournée lié à la combinaison véhicule-drone lors de la livraison des marchandises. Pour une revue de la littérature sur cette catégorie de problèmes, une nouvelle méthode appelée "livraison au dernier kilomètre avec drone", dans laquelle le camion transporte le drone à proximité des emplacements des clients, permettant ainsi au drone de servir ses clients tout en restant dans sa zone de vol, augmentant la convivialité et rendant l'horaire plus flexible pour les deux drones (Banker, 2013). Une formulation de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP) et une heuristique sont proposées pour le problème Flying Sidekick Travelling Salesman par (Murray and Chu, 2015). L'heuristique s'appelle « Truck First, Drone Second », selon laquelle ils construisent un

itinéraire pour le camion en résolvant un problème de TSP, puis exécutent à plusieurs reprises une procédure de transfert pour réduire la valeur objective. Les méthodes proposées ne sont testées que sur des instances de petite taille comptant jusqu'à 10 clients.

(Wang *et al.* 2016) ont présenté un problème plus général qui fait appel à plusieurs camions et drones afin de minimiser le temps d'exécution. Ils l'ont nommé « Le problème de la circulation des véhicules à drones (VRP-D) ». Les auteurs ont analysé plusieurs pires scénarios, à partir desquels ils ont proposé des solutions pour gagner le plus de temps possible lors de l'utilisation de drones et de camions plutôt que de camions.

3 Enoncé du problème et formulation mathématique

3.1 Description du problème

MDPVRP-D consiste à transporter une quantité d'un ou plusieurs produits d'un dépôt aux clients de livraison et à prélever une autre quantité d'un lieu de prise en charge au dépôt par un ensemble donné de véhicules et de drones commençant et se terminant à un dépôt central. Les véhicules sont homogènes. Pour effectuer un service (livraison / enlèvement), Drone est lancé à partir du véhicule et le rejoint ensuite au même endroit. L'objectif est de construire des itinéraires afin de minimiser les coûts opérationnels. Il comprend le coût fixe du véhicule / drone, le coût du voyage. L'ensemble des itinéraires des véhicules doit être un itinéraire hamiltonien, ce qui signifie que chaque client ne doit être visité qu'une seule fois pour assurer l'enlèvement ou la livraison, que ce soit par le véhicule ou par le drone, lorsqu'un client est entretenu par le véhicule, on parle de service de véhicule VS, tandis que lorsqu'un client est desservi par le drone, cela s'appelle un service de drone DS. Il n'y a pas de division de la demande.

3.2 Définition du problème

Le problème de l'acheminement de véhicules avec livraison et de collecte mixtes dans le cas d'un flux limité et l'affectation de drones est défini par un graphe complet $G = (V, E)$, où $V = \{0, \dots, n, n + 1\}$ et le même dépôt est représenté par les nœuds 0 et $n + 1$, où 0 et $n + 1$ représentent tous deux les points de départ et de retour. E est l'ensemble des arcs $\{i, j\}$, où $\{i, j\} \in V, i \neq j$. Les itinéraires de véhicules possibles correspondent alors aux chemins commençant au sommet 0 et se terminant au sommet $n + 1$. L'ensemble des clients est $N = V \setminus \{0, n + 1\}$. Soit $V_D \subseteq N$ le groupe de clients desservis par drone. Sans perte de généralité, chaque sommet $i \in N$ représente un client ayant une demande $q_{i,p}$ pour certains produits $p \in P$. Notez que lorsque $q_{i,p} \geq 0$, le sommet i est un client de collecte qui fournit un ou plusieurs

produits de p , sinon, il s'agit d'un client de livraison qui exige un certain nombre de produits p . Chaque véhicule est caractérisé par son coût fixe γ et son coût variable par unité de distance ω . Chaque paire de clients i et j est associée à une distance d_{ij} et leur coût de déplacement de sommet i à j est $c_{ij} = \omega \times d_{ij}$ parcouru par le véhicule. Soit d'_{ij} la distance de i à j et $c'_{ij} = \omega_1 \times d'_{ij}$ le coût du voyage du drone de sommet i à j . Let S_i indique le temps de service à i (avec $S_0 = 0$).

3.3 Formulation mathématique

Nous introduisons la notation supplémentaire pour présenter le problème ci-dessus :

$K = \{1, \dots, k\}$: L'ensemble des véhicules homogènes disponibles,

$DR = \{1, \dots, dr\}$: L'ensemble des drones disponibles,

$N = \{1, \dots, n\}$: L'ensemble des clients (clients de collecte et de livraison), $N = D \cup B$,

D : Sous-ensembles de clients livreurs (Linehaul),

B : Sous-ensembles de clients de collecte (Backhaul),

$V = \{0, 1, \dots, n, n + 1\}$: L'ensemble des clients, y compris les nœuds de dépôt initial et final,

V_D : L'ensemble des clients desservis par drone,

$P = \{1, \dots, p\}$: L'ensemble des produits,

Q : La capacité des véhicules,

Q_d : Capacité du drone,

F : Distance de vol du drone,

c_{ij} : Coût de transport de i à j en véhicule, $\forall i, j \in V, i \neq j$

c'_{ij} : Coût de transport de i à j par drone, $\forall i, j \in N, i \neq j$

γ : Coût fixe d'utilisation du véhicule,

q_{jp} : Quantité de produit p requise par le client j , $\forall p \in P, j \in V$

v_{jp} : Quantité de produit p fournie par le client j , $\forall p \in P, j \in V$

S_i : Temps de service (temps de chargement ou de déchargement) chez le client $i, \forall i \in V \setminus \{n+1\}$

M : Un grand nombre,

f_{ijp} : est un entier non négatif indiquant la charge de véhicule du produit p en sortant du client i au client $j, \forall i, j \in V, p \in P$

g_{ijp} : est un entier non négatif indiquant la charge de drones du produit p passant du client i au client $j, \forall i, j \in V_D, p \in P$

t_{ij} : Temps de voyage du client i au client j par véhicule

$$t_{ij} = \beta \times d_{ij}$$

t'_{ij} : Temps de voyage du client i au client j par drone

$$t'_{ij} = \alpha \times d'_{ij}$$

x_{ijk} : est une variable binaire égale à un si l'arc (i, j) appartient à la route du véhicule k et à zéro sinon, $\forall i, j \in V, k \in K$

y_{ijdr} : est une variable binaire égale à un si l'arc (i, j) parcouru par un drone dr et zéro sinon, $\forall i, j \in V, dr \in DR$

$$\text{Min } z = \gamma \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} x_{ojk} + \sum_{i \in V} \sum_{\substack{j \in V \\ i \neq j}} \sum_{k \in K} c_{ijk} x_{ijk} + \sum_{i \in V} \sum_{\substack{j \in V \\ i \neq j}} \sum_{dr \in DR} c'_{ijdr} y_{ijdr} \quad (1)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijk} - \sum_{i \in V} x_{jik} = 0, \forall j \in N, k \in K \quad (2)$$

$$\sum_{i \in V} y_{ijdr} - \sum_{i \in V} y_{jidr} = 0, \forall j \in N, dr \in DR \quad (3)$$

$$\sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} \sum_{k \in K} x_{ijk} + \sum_{\substack{i \in N \\ i \neq j}} \sum_{dr \in DR} y_{ijdr} = 1, \forall j \in V_D \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V} f_{jip} - \sum_{i \in V} f_{ijp} = q_{jp} \quad \forall j \in N, p \in P \quad (5)$$

$$\sum_{p \in P} f_{ijp} \leq Q \sum_{k \in K} x_{ijk} \quad \forall i \in V, j \in V \quad (6)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0jk} = 1 \quad \forall k \in K \quad (7)$$

$$\sum_{j \in N} x_{j,n+1k} = 1 \quad \forall k \in K \quad (8)$$

$$v_{ip} \leq f_{ijp} \leq Q \quad \forall i \in D \quad (9)$$

$$0 \leq f_{ijp} \leq Q - q_{ip} \quad \forall i \in D \quad (10)$$

$$f_{ijp} + v_{ip} - q_{ip} \leq f_{ijp} + M \times (1 - x_{ijkp}) \quad \forall i \in V \setminus \{0\}, j \in V \setminus \{n+1\} \quad (11)$$

$$f_{0jp} = \sum_{i \in D} v_{ip} \sum_{l, j \in N} x_{ijkp} \quad \forall k \in K, p \in P \quad (12)$$

$$g_{ijp} \leq Qd \quad \forall i, j \in V_D, p \in P \quad (13)$$

$$2 \times t'_{ij} \leq F \quad \forall i, j \in V_D \quad (14)$$

$$2 \times t'_{ij} \leq t_{ij} \quad \forall i, j \in V_D \quad (15)$$

$$\sum_{i \in N} y_{ijdr} = 1 \quad \forall j \in V_D, dr \in DR \quad (16)$$

$$\sum_{i \in V_D} y_{jidr} = 1 \quad \forall i \in N, dr \in DR \quad (17)$$

$$y_{ijdr} \in \{0,1\}, \forall i, j \in N_0, dr \in DR, p \in P \quad (18)$$

$$g_{ijp} \geq 0, \forall i, j \in N_0, p \in P \quad (19)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\}, \forall i, j \in N_0, k \in K, p \in P \quad (20)$$

$$t_{ij}, t'_{ij} \geq 0, \forall i \in N_0 \quad (21)$$

$$f_{ijp} \geq 0, \forall i, j \in N_0, p \in P \quad (22)$$

$$q_i, v_i \geq 0, \forall i \in N_0 \quad (23)$$

Dans la formulation ci-dessus, l'objectif est de minimiser le coût total d'acheminement. Il comprend le coût fixe de l'utilisation des véhicules, le coût total variable des déplacements des véhicules et des drones, indiqué par (1). La contrainte (2) et (3) est la conservation du flux pour les demandes des clients. La contrainte (4) indique que chaque client est visité une seule fois. La contrainte (5) est la conservation du flux pour les demandes des clients. Cela signifie que la charge de véhicule d'un produit particulier doit être au moins égale à la quantité totale de ce produit demandée par les clients de livraison. La contrainte (6) applique la restriction de capacité du véhicule. Les contraintes (7) - (8) garantissent qu'un itinéraire de véhicule réalisable commence au sommet 0 et se termine au sommet $n + 1$. Les contraintes (9) et (10) sont utilisées

pour limiter la charge du véhicule après collecte (transport de retour) et livraison, respectivement. Les contraintes (11) concernent les charges de véhicules successives le long d'un itinéraire tandis que, pour contrainte (12), la charge de chaque véhicule à la sortie du dépôt doit être égale à la demande totale des clients de livraison. Contrainte (13) applique la limitation de capacité du drone. Les contraintes (14) et (15) imposent des limites à la distance de déplacement du drone. Les contraintes (16) et (17) garantissent qu'un itinéraire de drone réalisable commence au nœud i et se termine au même. La définition des variables de décision est définie par les contraintes de (18) à (23).

4 Approche de résolution

4.1 L'approche Véhicule d'abord, Drone-seconde

4.1.1 Recherche locale itérative

4.1.1.1 Construction de la solution initiale réalisable

Un algorithme constructif est utilisé pour créer la solution initiale. Un itinéraire devrait être d'abord établi. La route est initialisée avec le dépôt. Les clients restants non routés sont ordonnés par ordre décroissant de leur demande de livraison et de collecte. Si certains clients n'apparaissent pas dans l'itinéraire et peuvent éventuellement y être ajoutés, nous sélectionnons le client dont la demande est la plus importante à ajouter à l'itinéraire. Si les demandes de deux clients sont identiques, les clients restants non routés (ou non consultés) sont ajoutés de manière séquentielle en fonction de la méthode du coût d'insertion le moins élevé. En fait, chaque client ayant une demande identique nous évaluons son coût d'insertion dans l'itinéraire correspondant. Le client avec le coût d'insertion le plus faible est inséré en premier dans l'itinéraire partiel actuel (Figure 31) et (Figure 32).

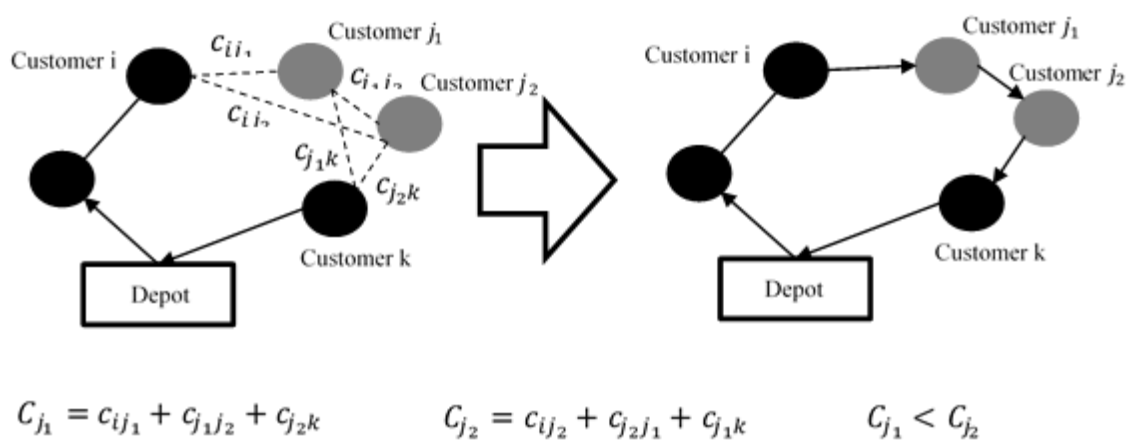


Figure 37 : Coût d'insertion de deux clients

Le coût d'insertion d'un client j_1 est calculé comme suit: $C_{j_1} = C_{ij_1} + C_{j_1j_2} + C_{j_2k}$, où $C_{ij_1}, C_{j_1j_2}, C_{j_2k}$ sont les coûts des routes entre les clients i et j_1, j_1 et j_2, j_2 et k respectivement.

S'il reste des clients non routés, les procédures d'initialisation et d'insertion sont ensuite répétées pour les autres véhicules jusqu'à ce que tous les clients soient affectés à des itinéraires. Le but de la sélection du client ayant la plus grande demande parmi tous les clients réalisables est d'augmenter la probabilité de construire une solution réalisable.

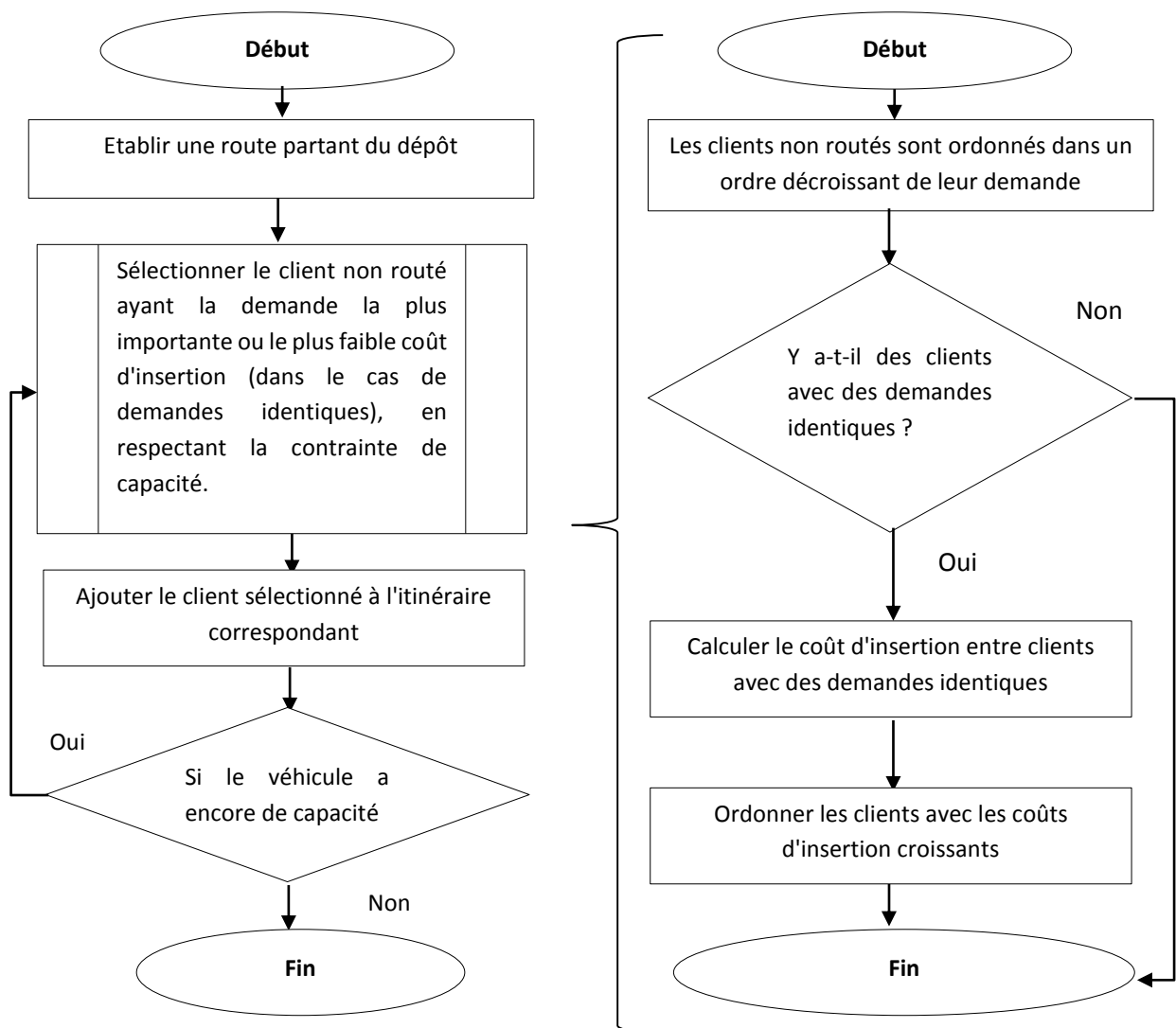


Figure 38 : Construction de la solution initiale.

4.1.1.2 L'approche métaheuristique

Notre algorithme comprend une procédure de construction d'itinéraire, une recherche locale intra et inter-routes (ILS) et une procédure de perturbation de solution pour le véhicule sans drone. Le pseudo-code de l'algorithme ILS est présenté ci-dessous. L'ILS est décrit comme suit. Tout d'abord, une solution initiale est générée dans la fonction *GenerateInitialSolution ()* (*générerunesolutioninitiale()*). Cette solution est ensuite améliorée par l'application d'une recherche locale dans la fonction *LocalSearch (S0)* (*recherchelocale (S0)*).

**Algorithme 3 : Pseudo-code de l'algorithme de
recherche locale itérative**

```
9:   S0 ← Générerunesolutioninitiale();  
  
10:  S' ← Recherchelocale(S0);  
  
11:  Pour i :=1 to MaxIterILS faire  
  
12:    S*←Perturbation(S', histoire);  
  
13:    S*'← Recherchelocale(S*);  
  
14:  S'← Appliquer les critères d'acceptation (S', S*',  
        histoire);  
  
15:  Fin pour  
  
16:  Fin
```

A chaque itération de *MaxIterILS*, la solution historique *S'* est perturbée dans la fonction *Perturbation (S', histoire)*, ce qui entraîne une solution perturbée *S**. Après l'application de la recherche locale à la solution perturbée, la solution résultante *S** peut être acceptée comme nouvelle solution courante ou non. Ceci est décidé dans la fonction *Appliquer les critères d'acceptation (ApplyAcceptanceCriterion) (S, S *, histoire)*.

4.1.1.3 La recherche locale et les structures de voisinage

La recherche locale est utilisée jusqu'à ce qu'aucune amélioration ne soit trouvée et que tous les itinéraires soient analysés. Pour le MDPVRP-D, nous considérons trois structures de voisinage, qui sont utilisés respectivement après la construction de la solution initiale. Les trois structures de voisinages sont décrites ci-après. Seuls les mouvements réalisables sont admis. Par conséquent, pendant le processus de recherche, l'algorithme vérifie si le déplacement est admissible ou non. Un mouvement admissible est celui qui ne viole pas la capacité du véhicule (dans le cas d'un client de collecte) et doit satisfaire les besoins du client (dans le cas d'un client de livraison). La recherche locale commence par les mouvements de voisinage inter-routes qui sont les mouvements d'échange et 2-opt, puis le meilleur mouvement admissible ayant le coût le plus bas est déterminé. En cas d'amélioration, des mécanismes de voisinage intra-route sont réalisées. Deux mécanismes de voisinage intra-route sont utilisées : insertion et 2-opt. Lorsqu'un déplacement est appliqué à la solution, il convient de considérer que seul un sous-ensemble de la solution est modifié. Donc, les informations sur ce sous-ensemble modifié de solutions doivent être mises à jour. (Figure 34).

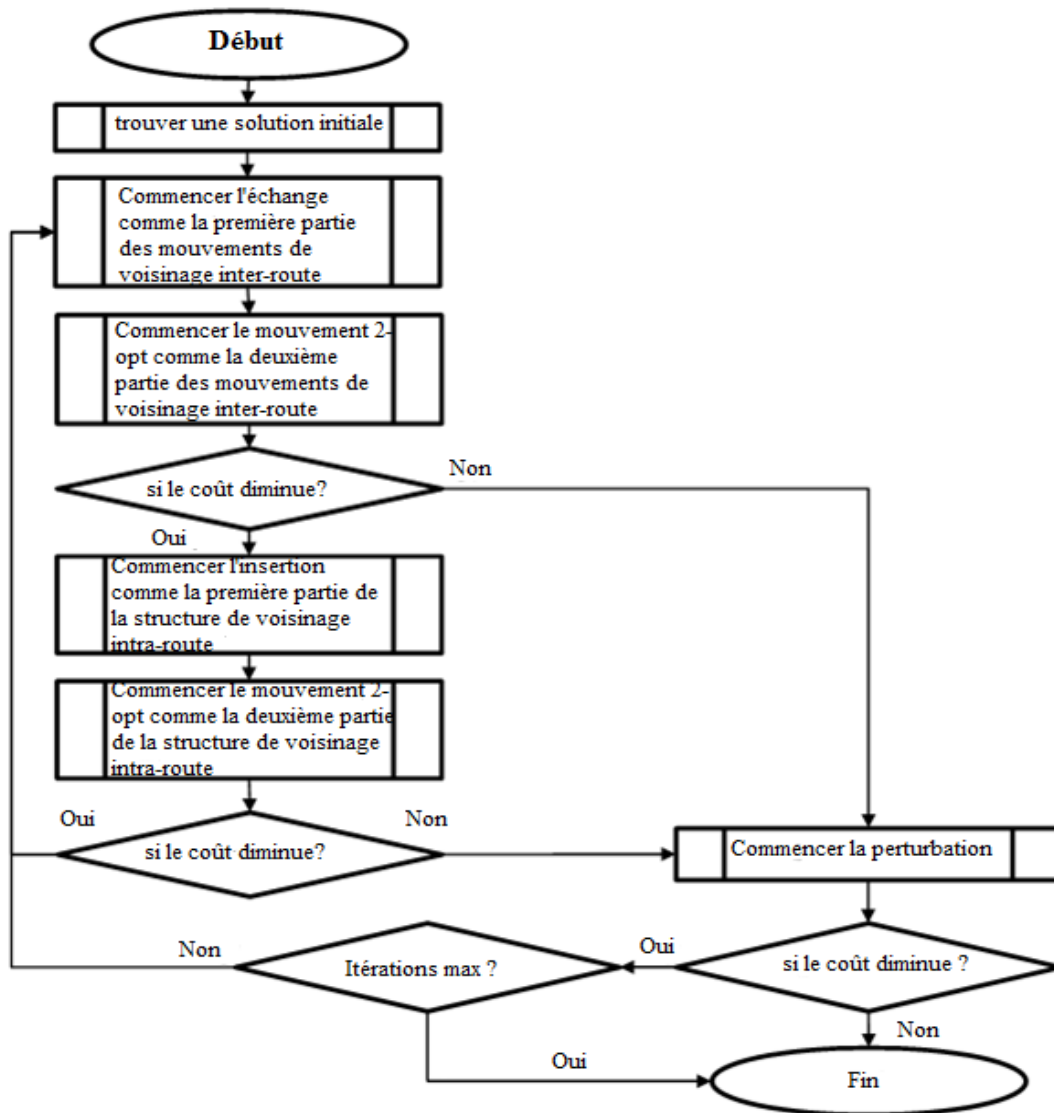


Figure 39 : Organigramme de la méta-heuristique

Le critère d'acceptation pour la recherche locale détermine si la solution est acceptée ou non. Si la solution est acceptée, elle sera perturbée et sera la solution initiale pour la prochaine itération. Dans cette recherche, la solution actuelle n'est acceptée que si son coût est inférieur à celui de la solution de départ.

4.1.1.3.1 Procédure d'échange

Le premier mouvement inter-itinéraires tente d'échanger de manière aléatoire deux clients voisins b et c de la route 1 avec deux autres clients adjacents, g et h d'une autre route (par exemple la route 2). (Figure 34)

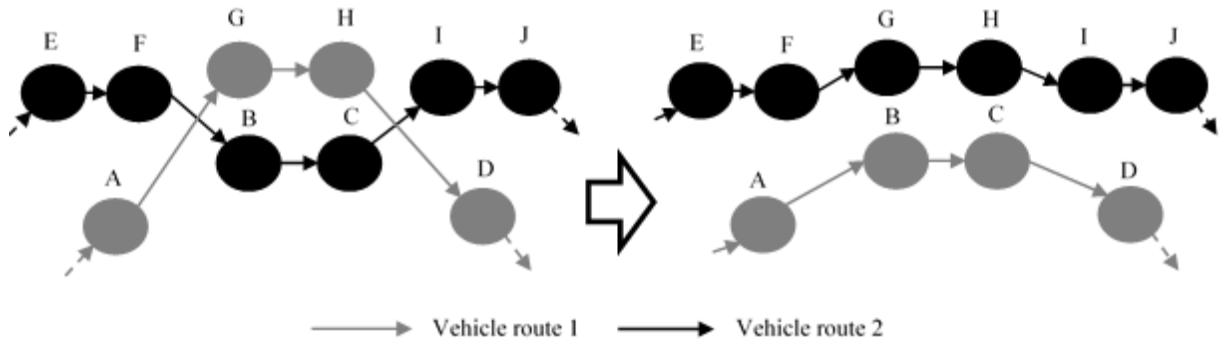


Figure 40 : exemple de structure de voisinage d'échange.

Pour chaque échange entre deux routes, nous évaluons le coût. Le coût de permutation des deux clients adjacents d'une route de véhicule par deux autres clients voisins d'une autre route de véhicule est calculé comme ci-dessous :

Soient :

$\Delta_{(BC,GH)}$: Coût d'échange

Fonction de coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ and $x \mapsto C(x)$

S_{V1} = Ensemble d'arc parcouru par véhicule 1 = {EF, FB, BC, CI, IJ}

S_{V2} = Ensemble d'arc parcouru par véhicule 2 = {AG, GH, HD}

$$C_{V1} = \sum_{x \in S_{V1}} C(x)$$

$$C_{V2} = \sum_{x \in S_{V2}} C(x)$$

$$\Delta_{GH} = C_{EF} + C_{FG} + C_{GH} + C_{HI} + C_{IJ} - C_{V1}$$

$$\Delta_{BC} = C_{AB} + C_{BC} + C_{CD} - C_{V2}$$

Donc

$$\Delta_{(BC,GH)} = \Delta_{BC} + \Delta_{GH}$$

Où S_{V1}, S_{V2} sont l'ensemble des arcs de départ constituant chaque route (V1 et V2), $C_{EF}, C_{FG}, C_{GH}, C_{HI}, C_{IJ}, C_{AB}, C_{BC}, C_{CD}$ sont les coûts de transport de chaque arc reliant deux clients, et C_{V1}, C_{V2} sont les coûts des deux itinéraires avant la structure d'échange. Un échange est possible si $\Delta_{(BC,GH)} < 0$.

4.1.1.3.2 Structure du mouvement 2-opt

Le mécanisme de ce type de mouvement est différencié selon qu'il est utilisé dans une route (intra-route) ou entre une paire de routes, comme illustré sur les figures (36) et (37).

a. Mouvement 2-opt intra-route

Dans ce mouvement, l'algorithme évalue la possibilité de réorganiser un itinéraire en éliminant un croisement lorsque l'itinéraire se croise sur lui-même (Figure 36).

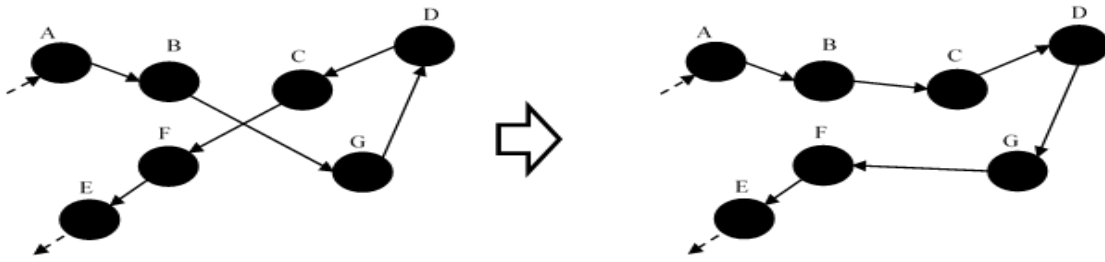


Figure 41 : Structure de voisinage 2-opt sur une seule route

Le mouvement 2-opt intra-route est calculé comme suit :

Où :

$\Delta_{(BG,CF)}$: Le coût de mouvement 2-opt (intra-route)

Fonction de coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

$S_V =$ Ensemble d'arc parcouru par véhicule avant ordonnancement =
 $\{AB, BG, GD, DC, CF, FE\}$

$S_{V'} =$ Ensemble d'arc parcouru par véhicule après ordonnancement =
 $\{AB, BC, CD, DG, GF, FE\}$

$$C_V = \sum_{x \in S_V} C(x)$$

$$C_{V'} = \sum_{x \in S_{V'}} C(x)$$

Donc

$$\Delta_{(BG,CF)} = C_{V'} - C_V$$

Où S_V est l'ensemble des arcs initiaux constituant la route V tandis que $S_{V'}$ est l'ensemble des arcs constituant ce véhicule après le mouvement 2-opt V' , et $C_V, C_{V'}$ sont respectivement les

coûts de la route V avant et après l'opération 2-opt. Un mouvement 2-opt intra-route est possible si $\Delta_{(BG,CF)} < 0$. Dans le cas d'un 2-opt-intra-route, deux arcs non adjacents sont supprimés et remplacés par deux autres de manière à générer un nouvel itinéraire de véhicule. Dans la figure 36 les arcs (BG) et (CF) sont supprimés tandis que les arcs (BC) et (GF) sont créés.

b. Procédure 2-opt inter-route

Dans ce mouvement, l'algorithme évalue la possibilité de réorganiser un itinéraire en éliminant un croisement avec un autre itinéraire (Figure 37).

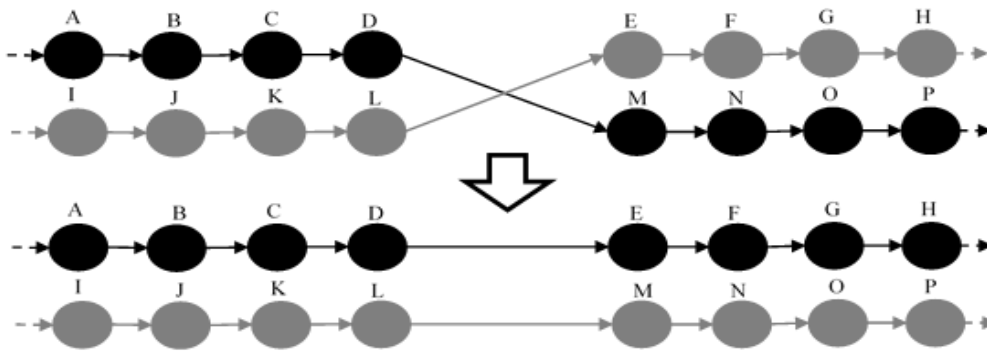


Figure 42 : structure de mouvement 2-opt entre deux routes

Le déplacement inter-itinéraires 2-Opt est calculé comme suit :

$\Delta_{(DM,LE)}$: Le coût de mouvement 2 opt (inter-route)

Fonction de coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$.

$$S_{V1} = \{AB, BC, CD, DM, MN, NO, OP\}$$

$$S_{V2} = \{IJ, JK, KL, LE, EF, FG, GH\}$$

$$S_{V1'} = \{AB, BC, CD, DE, EF, FG, GH\}$$

$$S_{V2'} = \{IJ, JK, KL, LM, MN, NO, OP\}$$



$$C_{V1} = \sum_{x \in S_{V1}} C(x)$$

$$C_{V2} = \sum_{x \in S_{V2}} C(x)$$

$$C_{V1'} = \sum_{x \in S_{V1'}} C(x)$$

$$C_{V2'} = \sum_{x \in S_{V2'}} C(x)$$

Donc :

$$\Delta_{(DM,LE)} = (C_{V1'} - C_{V1}) + (C_{V2'} - C_{V2})$$

Où S_{V1}, S_{V2} sont l'ensemble des arcs initiaux constituant chaque route (V1 et V2) tandis que S_{V1}, S_{V2} , sont l'ensemble des clients constituent V1 et V2 respectivement après l'opération de 2-opt. $C_{EF}, C_{FG}, C_{GH}, C_{HI}, C_{IJ}, C_{AB}, C_{BC}, C_{CD}$ sont les coûts de chaque arc reliant deux clients, et C_{V1}, C_{V2}, C_{V1} , et C_{V2} , sont respectivement les coûts des deux routes V1 et V2 avant et après la procédure de mouvement 2-opt. Un déplacement 2-opt inter-itinéraires est possible si $\Delta_{(DM,LE)} > 0$. Sur la figure 36, le 2-opt est utilisé entre deux routes, où les arcs (DM) et (LE) sont supprimés et les arcs (DE) et (LM) sont générés pour connecter la fin de chaque route à la partie terminale.

c. Procédure d'insertion

Le mouvement d'insertion est défini comme suit: retirez le client C_i en position i d'un itinéraire de véhicule V et insérez-le à la position j du même itinéraire.

En cas de $i < j$, $V' = \{C_1, C_2, C_3, \dots, C_{i-1}, C_{i+1}, \dots, C_j, C_i, C_{j+1}, \dots, C_n\}$. En cas de $i > j$, on a $V' = \{C_1, C_2, C_3, C_{j-1}, C_i, C_j, \dots, C_{i-1}, C_{i+1}, \dots, C_n\}$. Chaque position d'insertion possible est considérée. Pour éviter d'évaluer une solution irréalisable, il convient de vérifier si la somme des demandes de collecte du client C_i est inférieure ou égale au reste de la capacité du véhicule, et si la quantité demandée doit être inférieure ou égale à la quantité restante dans le véhicule. Autrement, cela signifie qu'il est impossible de déplacer le client C_i d'une position à une autre.

Pour illustrer le mouvement d'insertion, le client D de la figure 36 est réinséré dans d'autres positions de la roue du véhicule V' dans la figure 38.

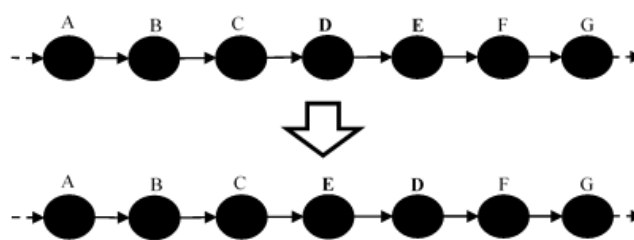


Figure 43 : la structure de voisinage d'insertion dans une route.

La procédure d'insertion est calculée comme suit :

$\Delta_{(D)}$: Le coût d'insertion

Fonction de coût : $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

$S_V = \{AB, BC, CD, DE, EF, FG\}$

$S_{V'} = \{AB, BC, CE, ED, DF, FG\}$



$$C_V = \sum_{x \in S_V} C(x)$$

$$\text{donc : } \Delta_{(D)} = C_{V'} - C_V$$

$$C_{V'} = \sum_{x \in S_{V'}} C(x)$$

Où S_V est l'ensemble des arcs initiaux constituant la route V tandis que $S_{V'}$ est l'ensemble des arcs constituant ce véhicule après le mouvement d'insertion V' , et $C_V, C_{V'}$ sont les coûts de la route V avant et après l'insertion du client D dans la nouvelle position. Une insertion est possible si $\Delta_{(D)} < 0$.

4.1.1.4 Procédure de perturbation

La diversification dans la méthode de résolution proposée est contrôlée par la perturbation de la solution. Des perturbations plus importantes et une recherche continue avec une solution initiale conduisent à une diversification plus forte. La phase de perturbation est utilisée pour sortir de l'optimum local. Le pseudo-code de perturbation est présenté ci-dessous.

Algorithme 4 : Pseudocode de la procédure de perturbation

```

1:  $i \leftarrow 0$ ;
2:  $\text{améliorer} \leftarrow \text{FAUX}$ ;
3: répéter
4:    $\text{premierClient} \leftarrow \text{Aléatoire}(n)$ ;
5:    $\text{deuxièmeClient} \leftarrow \text{Aléatoire}(n)$ ;
6:   Echanger le  $\text{premierClient}$  avec le  $\text{seondClient}$ ;
7:   Calculer les économies de coûts  $\Delta Z$ ;
8:   Si  $\Delta Z < 0$  alors
9:     Si la solution est faisable alors
10:       $\text{améliorer} \leftarrow \text{VRAI}$ ;
11:   sinon
12:      $i := i + 1$ ;
13: fin sinon

```

```

14:   fin si
15:   fin si
16 : jusqu'à (i = MaxIterPert) ou (améliorer = VRAI)
17: fin

```

Nous appliquons un mouvement d'échange intra-route. Deux clients sur le même itinéraire sont sélectionnés de manière aléatoire, puis échangés. L'algorithme commence par une petite perturbation avec $MaxIterPert = 2$. Si le mouvement améliore la solution, la perturbation est aussitôt arrêtée et les techniques de recherche locales sont appelées. Sinon, la perturbation est augmentée d'un. Le mécanisme de perturbation est appliqué avec un nombre limité d'itérations désignées par $MaxIterPert$.

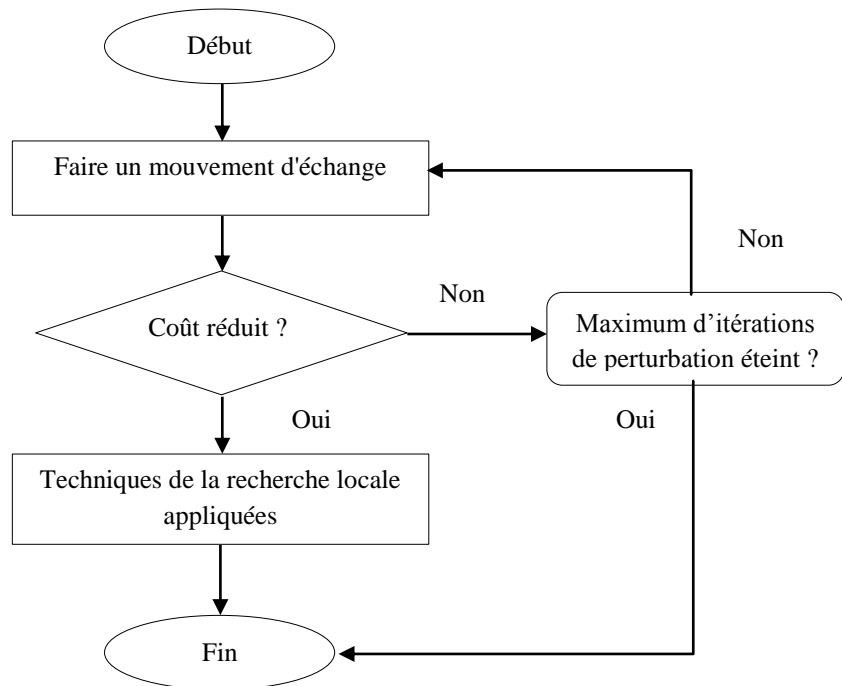


Figure 44 : La procédure de perturbation

Le critère de coût de perturbation est calculé comme suit :

$\Delta_{(i,j)}$: Le coût de la perturbation (intra-route)

Fonction coût: $C \mapsto \mathbb{R}^+$ et $x \mapsto C(x)$

$$S_V = \{ij, \dots, i_{n-1}j_{n-1}, i_nj_n\}$$

$$S_{V'} = \{ji, \dots, i_{n-1}j_{n-1}, i_nj_n\}$$

$$C_V = \sum_{x \in S_V} C(x)$$

$$C_{V'} = \sum_{x \in S_{V'}} C(x)$$

$$\text{Donc : } \Delta_{(i,j)} = C_{V'} - C_V$$

Améliorer est vrai si $\Delta_{(i,j)} < 0$ et la solution est réalisable, sinon améliorer c'est faux $\forall i, j \in S_V, i \neq j$.

Où S_V est l'ensemble des arcs initiaux constituant la route V tandis que $S_{V'}$ est l'ensemble des arcs constituant ce véhicule après la perturbation V' , et $C_V, C_{V'}$ sont respectivement les coûts de la route V avant et après l'opération de perturbation des deux clients (i, j) .

4.1.2 Procédure d'affectation

Afin d'impliquer les drones dans la distribution des marchandises, la procédure d'attribution est utilisée jusqu'à ce qu'aucune possibilité ne soit trouvée et que tous les itinéraires ne soient balayés.

La procédure commence par analyser itinéraire par itinéraire. Sur chaque route, l'algorithme cherche la possibilité d'assigner un drone à une route.

Algorithm 5 : Pseudocode of drone-second

```

1:  $Liste_{drones} \leftarrow \text{NULL}$ ;
2:  $S \leftarrow \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 
3:  $s_n \leftarrow \{i, j, \dots, n\}$ 
4: pour  $i := 1$  à  $NumberOfVehiclesUsed$  faire
5:     pour  $j := 1$  à  $NumberOfCustomer$  faire
6:         Si distance entre deux clients  $i$  et  $j \leq$  distance de vol du drone alors
7:             if poids des marchandises transportées à  $j \leq$  capacité du drone alors
8:                  $Liste_{drones} \leftarrow [i, j]$ ;
9:                  $s_n \leftarrow \{i, j, \dots, n\} - Liste_{drones}$ 

```

```

10:     sinon

11:     Liste_drones = 0;

12:     finpour

13:     i:=i+1;

14:     finpour

15:     fin

```

4.2 Etude de la Simulation

La simulation est faite avec le langage C++ implémenté sur CodeBlocks sur Windows 10, processeur Intel® Core™ i5-5200U CPU @2.20GHz. Système d'exploitation 64 bits.

5 Résultats

Les résultats obtenus dans cette étude sont présentés dans les tableaux suivants :

Tableau 22 : caractéristiques de l'instance

<i>Problème</i>	Nombre de nœuds (N)	Capacité du véhicule (Q)	Capacité du drone (Qd)	Pourcentage de clients de livraison (%)	Pourcentage de clients de collecte (%)
<i>Ins_1</i>	50	160	15	60	40
<i>Ins_2</i>	50	100	15	60	40
<i>Ins_3</i>	80	100	15	51.25	48.75
<i>Ins_4</i>	90	100	15	52.2	47.7
<i>Ins_5</i>	80	200	15	51.25	48.75
<i>Ins_6</i>	99	50	15	57.58	42.42
<i>Ins_7</i>	100	100	15	70	30

Dans ce tableau, les caractéristiques de chaque instance sont présentées. Par exemple, pour l'instance (ins_7), le nombre de clients à servir est 100 par des véhicules de capacité 100 et des drones de 15. 70% des clients sont des clients de livraison alors 30 % sont de collecte.

Tableau 23 : résultats numériques

Problème	Temps (s) avant	Temps (s) après	Nombre de véhicules utilisés (K)	Nombre de drones utilisés	Coût avant l'utilisation de drones	Coût après l'utilisation de drones
<i>Ins_1</i>	15.962	11.078	4	4	554.48	384.80
<i>Ins_2</i>	28.477	14.213	7	7	690.30	307.90
<i>Ins_3</i>	16.986	14.852	15	12	1344.83	815.75
<i>Ins_4</i>	25.859	19.064	12	10	1222.80	703.55
<i>Ins_5</i>	17.363	15.847	7	7	878.09	477.63
<i>Ins_6</i>	18.061	21.065	6	4	13584.39	10744.71
<i>Ins_7</i>	35.059	38.56	6	3	1036,68	423.56
Average	22,5381429	19,2398571			2758,79571	1979,7

Ce tableau montre que l'utilisation de drones et de véhicules sur des routes praticables réduit le coût total. Par conséquent, on peut dire que ramasser et livrer quelques types de biens en utilisant le drone est une innovation très importante.

Figure : example of roads with drone

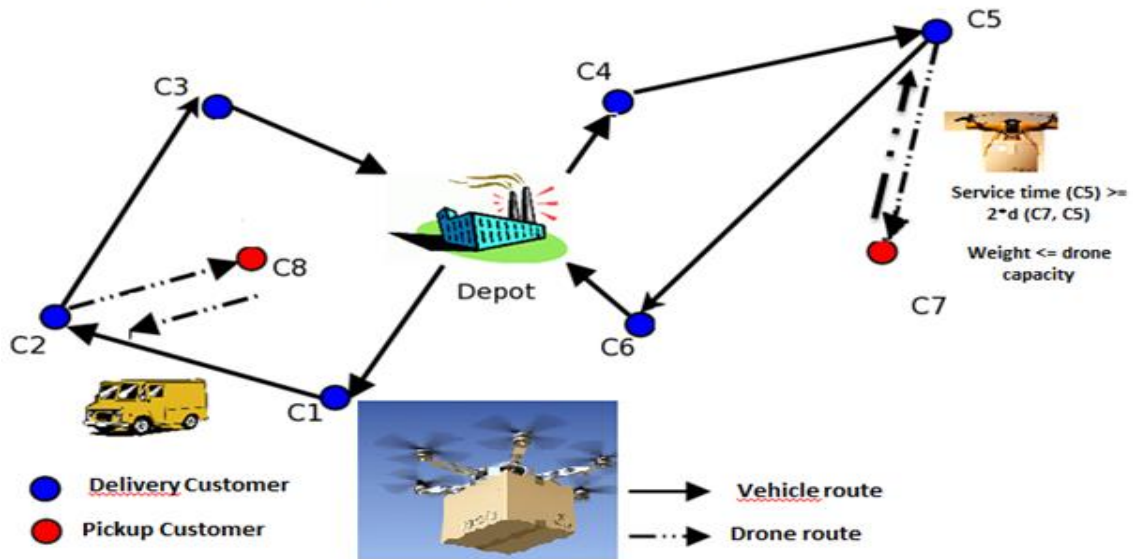


Figure 45 : exemple d' route de véhicules et drones

La différence entre l'utilisation de véhicules uniquement et le véhicule-drone duo se voit dans les figures suivantes :

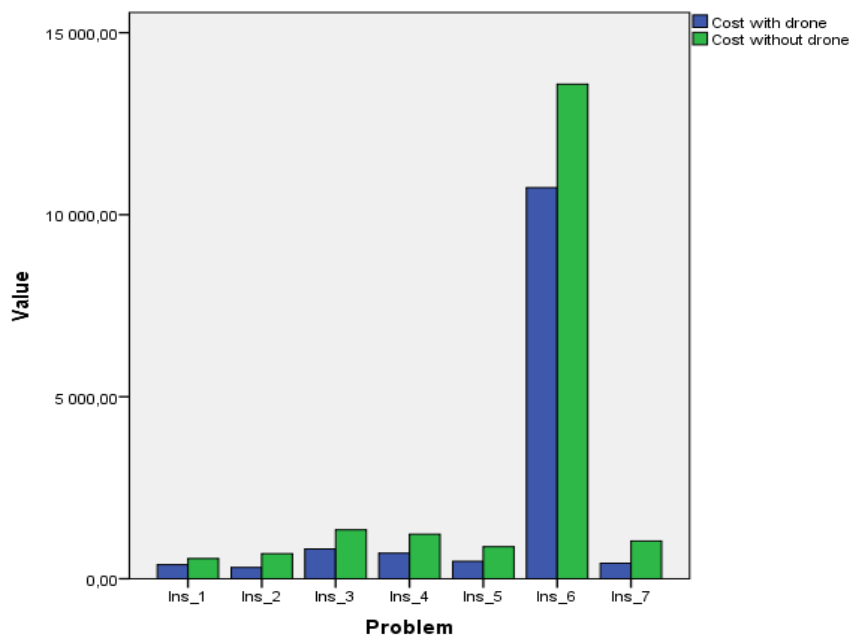


Figure 46 : La différence entre les coûts de transport avec / sans l'utilisation du drone

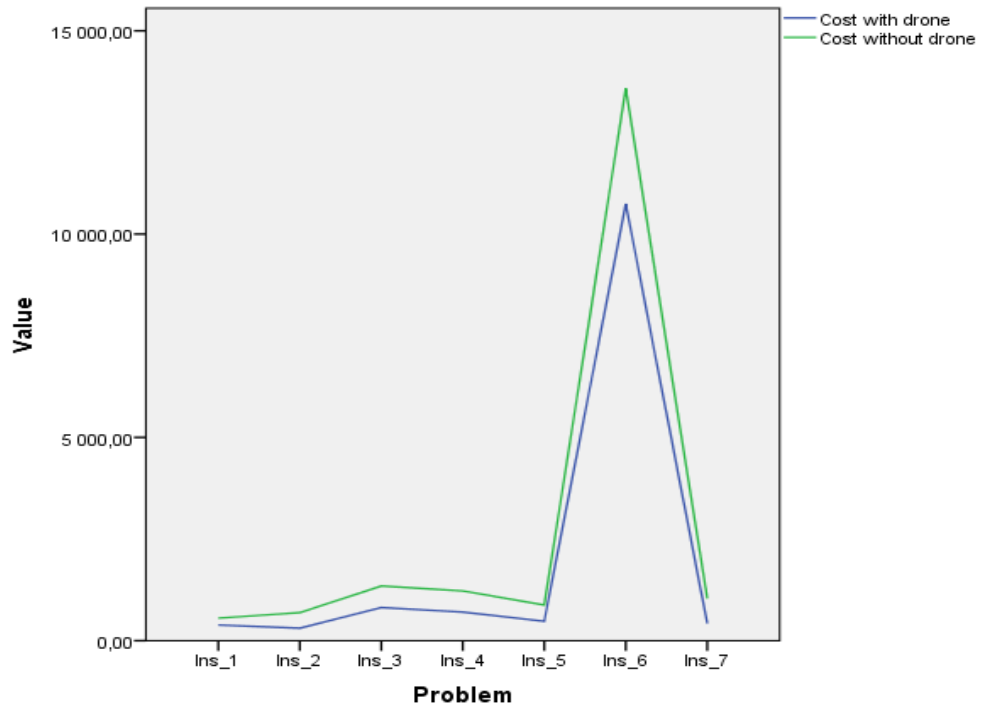


Figure 47 : Une présentation des coûts de transport

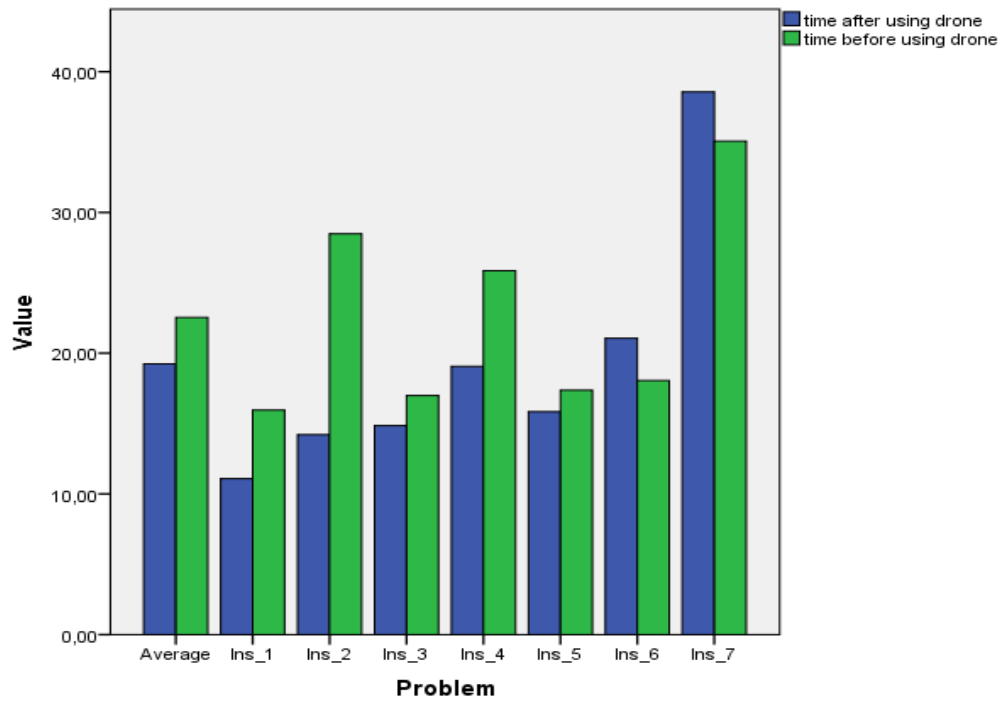


Figure 48 : La différence entre le temps d'exécution avec / sans l'utilisation du drone

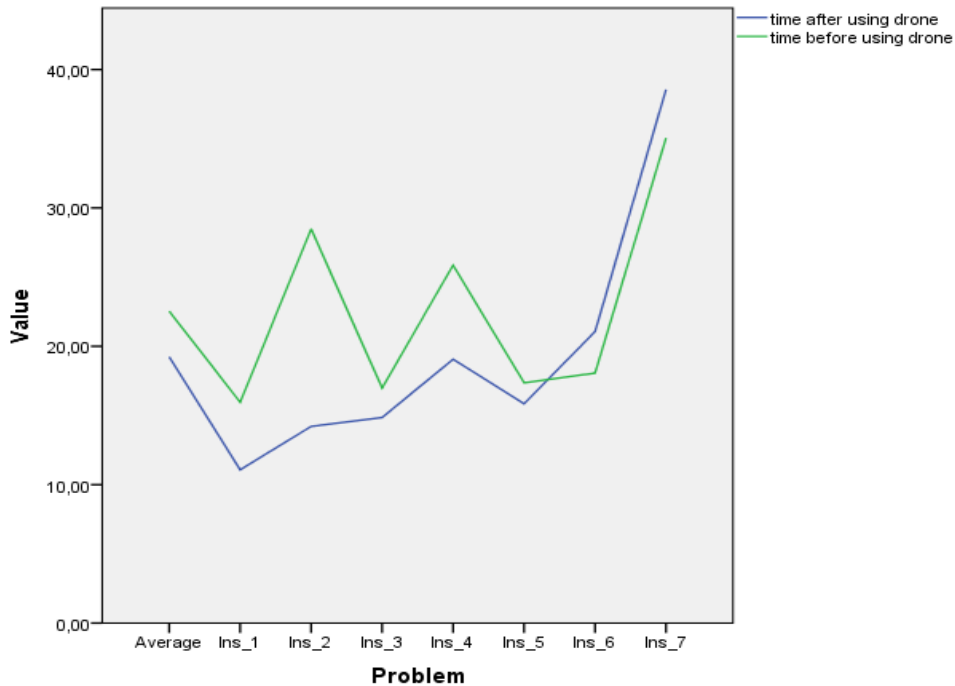


Figure 49 : Une présentation du temps d'exécution

6 Apports, limites et voies de recherche

L'utilisation de véhicules équipés de drones pour la livraison de certains types de marchandises existe déjà dans certains ouvrages, mais le problème de la distribution et de l'enlèvement mixte avec Drones est une nouvelle variante.

Pour résoudre ce problème, nous avons proposé un algorithme véhicule-premier drone-second. Considérer le coût fixe et variable du véhicule et du drone rend le problème plus réaliste. Après avoir analysé les résultats numériques obtenus, nous avons démontré l'importance de l'intégration des drones dans la réduction des coûts de transport de certains types de produits et la prévention des encombrements. L'utilisation des drones avec des véhicules a économisé en moyenne 28.2% du coût total de transport. Cette technique de distribution peut affecter le système de transport général en minimisant le temps de circulation des marchandises et le nombre de véhicules circulant. La limite de ce travail est la non-considération de fenêtre de temps pour la visite des clients et la non-comparaison avec d'autres travaux vue la nouveauté de ce problème.

Des recherches futures intégreront le drone dans le problème de collecte et de la livraison de certains produits lorsque l'arrivée tardive chez le client est autorisée sous condition à payer une pénalité de retard.

Chapitre 5 : déploiement des drones dans la livraison et la collecte mixtes des marchandises avec les véhicules en cas des fenêtres de temps flexibles et flux limité

1 Introduction

Le déploiement de drones (véhicules aériens sans pilote) pour le transport (collecte / livraison) de certaines marchandises dans le système logistique a renforcé ce nouveau thème de recherche. Nous essayons de trouver des solutions possibles aux problèmes de congestion, de retard et de coûts élevés lors de la distribution de marchandises par route. L'objectif est de minimiser le coût total du transport. Ce problème est une nouvelle extension du problème de livraison et de collecte et fait partie de la classe de problèmes NP-complète. Un algorithme en deux étapes (étages) est présenté pour la tournée de véhicules et drones avec livraison et collecte mixtes en cas de flux limité. La première étape utilise une heuristique pour attribuer des itinéraires aux véhicules disponibles en respectant les contraintes du problème. Puis, un algorithme de recherche locale pour améliorer les solutions trouvées sans l'intégration des drones. La seconde étape implique et attribue des drones aux itinéraires possibles afin de réduire le coût total du transport.

La logistique urbaine est une nécessité du développement économique et social des villes. Où, la distribution urbaine est le meilleur moyen de transporter le flux de marchandises qui entrent, sortent et qui circulent dans la ville. La libre circulation des marchandises dans l'Union Européenne a entraîné une forte concurrence internationale.

Le transport routier de marchandises est un pilier de l'activité économique. Par exemple, « *Le transport routier représente 90% du transport de marchandises en France et 400 000 emplois* » (BENOIT BARBEDETTE).

Le problème de l'acheminement des véhicules avec collecte et livraison mixtes en cas de flux de véhicules limité, une fenêtre de temps flexible avec le paiement d'une pénalité de retard, des produits multiples et l'intégration de véhicules aériens sans pilote (drones) est une nouvelle extension du problème général de collecte et de livraison.

Le problème de l'acheminement des véhicules et des drones est un problème nouveau, peu étudié dans la littérature. Dans ce chapitre, nous introduisons une nouvelle extension où les contraintes latérales rendent plus complexe les procédures de voisinage et le mouvement traditionnel. Donc, pour résoudre ce problème, nous avons besoin d'une bonne programmation pour les drones.

« Air Canada a signé un accord avec Delivery Canada afin d'aider à commercialiser et à vendre des services de livraison de drones partout au pays. Le vice-président du fret chez Air Canada considère que cette technologie permettra de proposer au secteur du fret des solutions rentables aux problèmes complexes liés à la chaîne d'approvisionnement » (Institut d'innovation en logistique du Québec)

En appliquant les systèmes et méthodes de contrôle adéquats, les drones pourront potentiellement réduire les coûts et les retards de collecte et de livraison, éviter les encombrements et répondre aux urgences.

2 Littérature

Il existe de nombreux travaux sur le problème de l'acheminement des véhicules (VRP) et de collecte et livraison (VRPCL). Sauf que, ces problèmes fondamentaux ne soient pas directement applicables au problème actuel. Ce problème a reçu peu d'attention dans la littérature malgré son importance dans la pratique. Le lecteur intéressé est renvoyé au récent travail de (Dorling et al, 2016). Ils ont proposé deux VRP multitrip pour la livraison de drones. L'un minimise les coûts sous réserve d'une limite de délai de livraison, tandis que l'autre minimise le délai de livraison global sous réserve d'une contrainte budgétaire. Ils ont calculé et validé de manière expérimentale un modèle de consommation d'énergie pour les drones multirotores, démontrant ainsi que la consommation d'énergie varie de façon approximativement linéaire avec la charge utile et le poids de la batterie. Les auteurs ont utilisé cette approximation pour dériver des programmes linéaires mixtes entiers pour leur VRP. Ils ont proposé une fonction de coût qui prend en compte leur modèle de consommation d'énergie et la réutilisation des drones, et l'applique dans une heuristique de recuit simulé (SA) pour trouver des solutions sous-optimales à des scénarios pratiques. Les résultats numériques confirment l'importance de la réutilisation des drones et de l'optimisation de la taille de la batterie dans les problèmes de tournées de véhicules et livraison avec drones.

Une approche de programmation par contraintes est proposée et testée avec des exemples de problèmes de m-camions, m-drones, m-dépôts et cent-clients répartis sur une zone de 8 miles carrés par (Andy M. Ham, 2018). Ce travail élargit le problème en considérant deux types différents de tâches de drones : le largage et le collecte. Une fois le drone terminé, le drone peut retourner au dépôt pour livrer les prochains colis ou directement à un autre client pour le collecte. La planification intégrée de plusieurs dépôts hébergeant une flotte de camions et une

flotte de drones est également étudiée pour atteindre une excellence opérationnelle. Un véhicule qui circule près de la limite de la zone de couverture pourrait être plus efficace pour desservir les clients appartenant au dépôt voisin.

(Murray et Chu, 2015) ont fourni deux modèles mathématiques de programmation visant à optimiser l'acheminement et la planification des avions sans pilote et des camions de livraison dans le nouveau paradigme de la livraison de colis. En particulier, une variante unique du problème classique de tournée de véhicule est introduite, motivée par un scénario dans lequel un véhicule aérien sans pilote fonctionne en collaboration avec un camion de livraison traditionnel pour distribuer des colis. Ils ont présenté des formulations de programmation linéaire en nombres entiers mixtes pour deux problèmes de livraison par drone, ainsi que deux approches de solution heuristiques simples mais efficaces pour résoudre des problèmes de taille pratique. Des solutions à ces problèmes faciliteront l'adoption d'aéronefs sans pilote pour la livraison au dernier kilomètre. Un tel système de livraison devrait permettre de recevoir les commandes des clients plus rapidement, à moindre coût pour le distributeur et avec des impacts environnementaux réduits. Une analyse numérique a montré l'efficacité de l'heuristique et étudié les compromis entre l'utilisation de drones avec des vitesses de vol plus rapides et une plus grande endurance.

3 Formulation du problème

Cette partie définit le problème de la tournée de véhicules-drones avec livraison / collecte mixte, des fenêtres de temps flexibles, des produits multiples et un flux limité.

Le transport de marchandises utilisant uniquement des véhicules n'est pas suffisant compte tenu de la congestion et du coût élevé, c'est pourquoi nous avons pensé à l'utilisation de drones.

Cette nouvelle variante est définie par un graphe complet $G = (V, A)$, où $V = \{0, \dots, n, n + 1\}$, et le même dépôt est représenté par les nœuds 0 et $n + 1$, où 0 et $n + 1$ les deux représentent les points de départ et de retour. A est l'ensemble des arcs $\{i, j\}$, où $\{i, j\} \in V, i \neq j$.

✓ Véhicules

Le problème est défini sous la forme d'un ensemble de véhicules homogènes commençant et se terminant à un dépôt central. Nous considérons le coût fixe γ et le coût variable ω par unité de distance d'utilisation du véhicule.

✓ Véhicules aériens sans pilote (drones)

Un drone est lancé depuis le véhicule et le rejoint plus tard au même endroit pour éviter le vol.

✓ **Produits**

Nous considérons pour cette extension une quantité d'un ou plusieurs produits.

✓ **Dépôt**

Un dépôt central est présenté par les nœuds 0 et $n + 1$.

✓ **Clients**

Ensemble de clients de livraison et de collecte, chaque client a une demande $q_{i,p}$ pour certains produits $p \in P$. Quand $q_{i,p} \geq 0$, c'est un client de collecte qui fournit un ou plusieurs produits p , sinon c'est un client de livraison qui demande pour une quantité de produits p . Soit $N = V \setminus \{0, n + 1\}$ l'ensemble des clients. Soit $V_D \subseteq N$ désigne l'ensemble des clients desservis par drone.

Où chaque paire de clients i et j est associé à une distance d_{ij} et leur coût variable de déplacement du sommet i au sommet j est $c_{ij} = \omega \times d_{ij}$ traversé par le véhicule. Soit d'_{ij} la distance du i à j and $c'_{ij} = w_1 \times d'_{ij}$ le coût du voyage par drone du sommet i au sommet j .

• **Fenêtre temporelle**

Le service à chaque emplacement (client) commence et se termine dans une fenêtre temporelle donnée. Si un véhicule arrive plus tôt à un emplacement, il doit attendre que le temps de service soit atteint. L'heure d'arrivée plus tôt ne permet pas de frais d'attente, mais si le véhicule arrive plus tard, le transporteur doit payer le retard.

Soit s_i indique le temps de service en i (avec $s_0 = 0$). En plus de la fenêtre de temps $[e_i, l_i]$ associé à chaque sommet $i \in V \setminus \{0, n + 1\}$, où $V = \{0, \dots, n + 1\}$. $[e_0, l_0]$, $[e_{n+1}, l_{n+1}]$ sont les fenêtres temporelles associées au sommet du dépôt. Si le service au sommet i commence dans sa fenêtre de temps aucune pénalité n'est encourue. Si un véhicule commence à servir un sommet i après les créneaux horaires, puis une pénalité linéaire λ_i doit être payée, qui est proportionnelle à la quantité de temps de retard z_i par coefficient non négatif \mathcal{D} (est le coût de la pénalité de retard). La fonction de pénalité est formellement définie par :

$$\lambda_i = \begin{cases} \mathcal{D} z_i & \text{if } T_i > l_i \\ 0 & \text{if } T_i \leq l_i \end{cases} \quad \forall i \in N$$

Chaque itinéraire commence à partir d'un dépôt central désigné par 0 rendre visite à un nombre spécifique de clients où chaque client est visité une fois par un véhicule ou un drone, revient ensuite au même dépôt désigné par n+1.

Un itinéraire est une séquence $r = \langle 0, C_i, \dots, C_n, n+1 \rangle$, où la route des drones est un couple de clients $dr = \langle C_i, C_j \rangle, C_i \neq C_j$. La route du véhicule est $vh = \langle r \setminus dr \rangle$, donc $r = vh \cup dr$.

✓ Réseau routier

Le réseau est représenté par l'ensemble des itinéraires de véhicules et de drones $R = \{r_1, \dots, r_k\}$.

$$R = \sum_{i=1}^k r_i$$

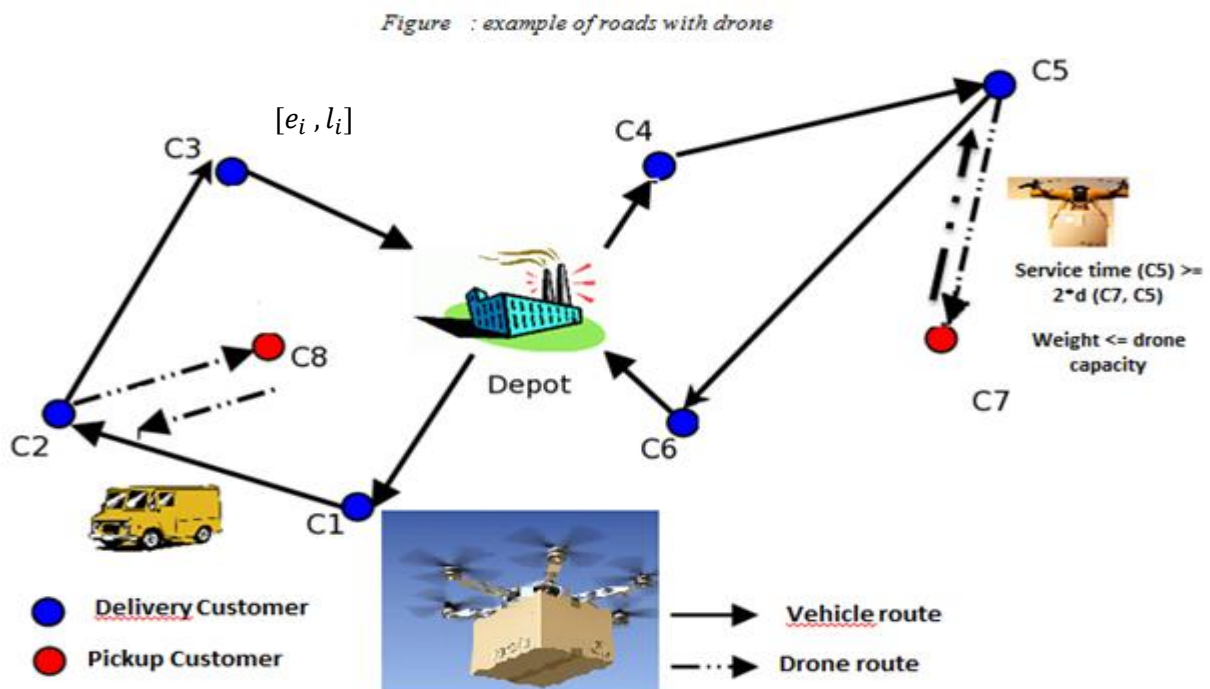


Figure 50 : exemple de réseau contenant véhicule et drone

4 Formulation mathématique

4.1 Notation et terminologie

Plusieurs notations sont proposées pour définir le problème étudié :

✓ Clients

$N = \{1, \dots, n\}$: l'ensemble des clients (clients de collecte et de livraison), $N = D \cup B$,

D : sous-ensembles de clients de livraison (linehaults),

B : sous-ensembles de clients de collecte (Backhaults),

✓ **Produits**

$P = \{1, \dots, p\}$: l'ensemble des produits,

q_{jp} : quantité de produit p requis par le client j , $\forall p \in P, j \in N_0$,

v_{jp} : quantité de produit p fourni par le client j , $\forall p \in P, j \in N_0$,

✓ **Véhicules -drones**

$K = \{1, \dots, k\}$: l'ensemble des véhicules homogènes disponibles,

$DR = \{1, \dots, dr\}$: l'ensemble des drones disponibles,

Q : la capacité des véhicules,

Qd : la capacité du drone

F : la capacité de vol du drone

✓ **Coûts**

γ : coût fixe d'utilisation du véhicule,

C_{ij} : coût du voyage de i à j en véhicule, $\forall i \in V, j \in V, i \neq j$,

C'_{ij} : coût du voyage de i à j par drone, $\forall i \in N, j \in N, i \neq j$,

✓ **Temps**

t_{ij} : temps de voyage du client i au client j par véhicule,

s_i : temps de service (temps de chargement ou de déchargement) chez le client

$i, \forall i \in N_0 \setminus \{n+1\}$,

$[e_i, l_i]$: créneaux horaires chez chaque client $i, \forall i \in N$,

t_{ij} : Temps de voyage du client i au client j par véhicule

$$t_{ij} = \beta \times d_{ij}$$

t'_{ij} : Temps de voyage du client i au client j par drone

$$t'_{ij} = \alpha \times d'_{ij}$$

M : un grand nombre,

x_{ijk} : est une variable binaire qui est égale à un si l'arc (i, j) appartient à la route du véhicule k et zéro sinon, $\forall i \in N_0, j \in N_0, k \in K$,

y_{ijdr} : est une variable binaire qui est égale à un si l'arc (i, j) parcouru par un drone dr et zéro sinon, $\forall i \in V, j \in N, dr \in DR$,

f_{ijp} : est un entier non négatif indiquant la charge du véhicule du produit p partant du client i au client j , $\forall i \in N_0, j \in N_0, p \in P$,

g_{ijp} : est un entier non négatif indiquant la charge de drones du produit p passant du client i au client j , $\forall i, j \in V_D, p \in P$

T_i : est une variable continue qui indique l'heure à laquelle le véhicule k commence à servir le client i , $\forall i \in N_0$,

z_i la quantité de temps du retard dans le début du service client i , $\forall i \in N$

$$z_i := T_i - l_i$$

$$\lambda_i = \begin{cases} \delta z_i & \text{if } T_i > l_i \\ 0 & \text{if } T_i \leq l_i \end{cases} \quad \forall i \in N \quad (1)$$

$$\text{Min } Z = \gamma \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} x_{0jk} + \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in K} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} \sum_{dr \in DR} c'_{ijdr} y_{ijdr} + \sum_{i \in V} \lambda_i \quad (2)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ijk} - \sum_{i \in V} x_{jik} = 0, \forall j \in N, k \in K \quad (3)$$

$$\sum_{i \in N} y_{ijdr} - \sum_{i \in N} y_{jidr} = 0, \forall j \in N, dr \in DR \quad (4)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} x_{ijk} + \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} y_{ijdr} = 1, \forall k \in K, dr \in DR \quad (5)$$

$$\sum_{i \in V} f_{jip} - \sum_{i \in V} f_{ijp} = q_{jp} \quad \forall j \in N, p \in P \quad (6)$$

$$\sum_{p \in P} f_{ijp} \leq Q \sum_{k \in K} x_{ijk} \quad \forall i \in V, j \in V \quad (7)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0jk} = 1 \quad \forall k \in K \quad (8)$$

$$\sum_{j \in N} x_{j,n+1k} = 1 \quad \forall k \in K \quad (9)$$

$$v_{ip} \leq f_{ijp} \leq Q \quad \forall i \in D \quad (10)$$

$$0 \leq f_{ijp} \leq Q - q_{ip} \quad \forall i \in D \quad (11)$$

$$f_{ijp} + v_{ip} - q_{ip} \leq f_{ijp} + M \times (1 - x_{ijkp}) \quad \forall i \in V \setminus \{0\}, j \in V \setminus \{n+1\} \quad (12)$$

$$f_{0jp} = \sum_{i \in D} v_{ip} \sum_{i,j \in N} x_{ijkp} \quad \forall k \in K, p \in P \quad (13)$$

$$g_{ijp} \leq Qd \quad \forall i, j \in V_D, p \in P \quad (14)$$

$$2 \times t'_{ij} \leq F \quad \forall i, j \in V_D \quad (15)$$

$$2 \times t'_{ij} \leq t_{ij} \quad \forall i, j \in V \quad (16)$$

$$T_i + s_i + t_{ij} \leq T_j + M \times (1 - x_{ijkp}) \quad \forall i, j \in V, k \in K, p \in P \quad (17)$$

$$\sum_{i \in N} y_{ijdr} = 1 \quad \forall j \in V_D, dr \in DR \quad (18)$$

$$\sum_{j \in V_D} y_{jidr} = 1 \quad \forall i \in N, dr \in DR \quad (19)$$

$$y_{ijdr} \in \{0,1\}, \forall i, j \in V, dr \in DR, p \in P \quad (20)$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\}, \forall i, j \in V, k \in K, p \in P \quad (21)$$

$$T_i \geq 0, \quad \forall i \in V \quad (22)$$

$$T_j \geq 0, \quad \forall j \in V \quad (23)$$

$$t_{ij} \geq 0, \quad \forall i, j \in V \quad (24)$$

$$q_{ip} \geq 0, \quad \forall i, j \in V \quad (25)$$

$$v_{ip} \geq 0, \quad \forall i, j \in V \quad (26)$$

$$t'_{ij} \geq 0, \quad \forall i, j \in V_D \quad (27)$$

$$g_{ijp} \geq 0, \quad \forall i, j \in V, p \in P \quad (28)$$

$$f_{ijp} \geq 0, \quad \forall i, j \in V, p \in P \quad (29)$$

$$z_i \geq 0, \quad \forall i \in V \quad (30)$$

L'objectif dans cette formulation est de minimiser le coût total de transport. Il comprend le coût fixe de l'utilisation des véhicules, le coût total variable des déplacements des véhicules et des drones ainsi que les pénalités de retard précisées (fonction indicatrice (1)) indiqué par la contrainte (2).

- Les contraintes (3) et (4) montrent la conservation du flux pour les demandes des clients.
- La contrainte (5) indique que chaque client est visité une seule fois.

- La contrainte (6) est la conservation du flux pour les demandes des clients. Cela signifie que la charge de véhicule d'un produit particulier doit être au moins égale à la quantité totale de ce produit demandée par les clients de livraison.
- La contrainte (7) applique la restriction de capacité du véhicule.
- Les contraintes (8) - (9) garantissent qu'un itinéraire de véhicule réalisable commence au sommet 0 et se termine au sommet $n + 1$.
- Les contraintes (10) et (11) sont utilisées pour limiter la charge du véhicule après collecte (transport de retour) et livraison, respectivement.
- La contrainte (12) concerne les charges de véhicules successives le long d'un itinéraire tandis que, pour la contrainte (13), la charge de chaque véhicule à la sortie du dépôt doit être égale à la demande totale des clients de livraison.
- La contrainte (14) applique la limitation de capacité du drone.
- Les contraintes (15) et (16) imposent des limites à la distance de déplacement du drone.
- La contrainte (17) impose les limites à la variable de temps T_i . Dans la contrainte (17) si l'arc (i, j) est parcouru (traversé) par le véhicule k , la contrainte devient $T_i + S_i + t_{ij} \leq T_j$, sinon, c'est égal à $T_i + S_i + t_{ij} \leq T_j + M$. Le rôle de cette contrainte est d'empêcher les sous-tournées.
- Les contraintes (18) et (19) garantissent qu'un itinéraire de drone réalisable commence au nœud i et se termine au même.
- La définition des variables de décision est définie par les contraintes de (20) à (30).

5 Description du fonctionnement du drone

5.1 Système et méthodes de contrôle du drone

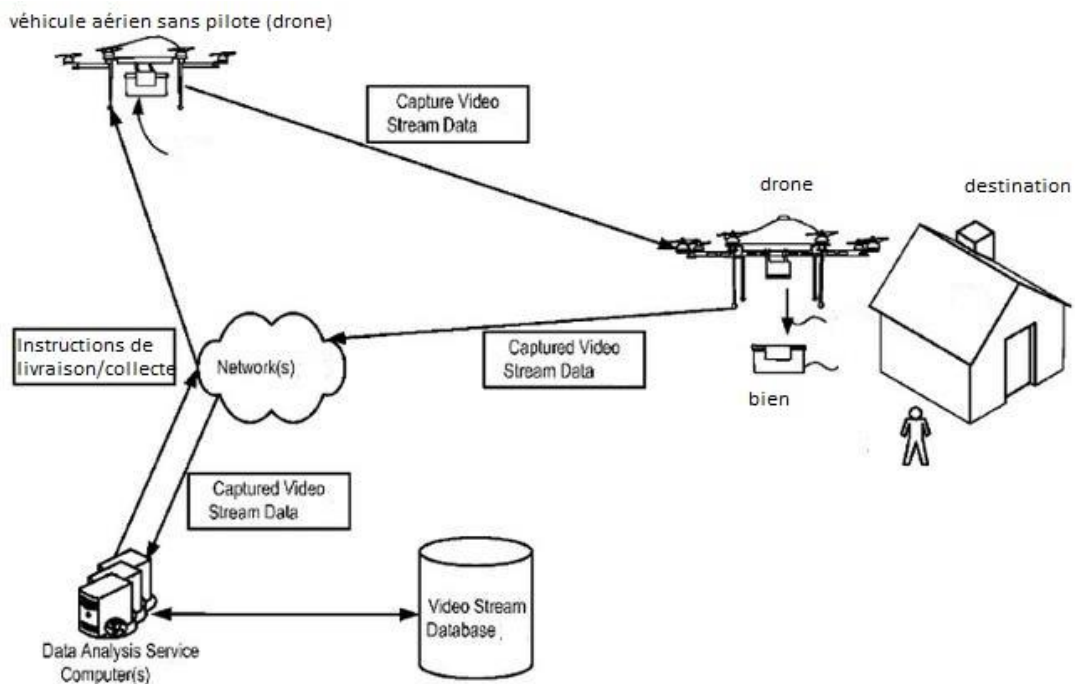


Figure 51 : fonctionnement du drone

Cette figure illustre un exemple de flux de données pour un service d'analyse de données associé à la livraison/collecte d'un article à partir d'un marché électronique tel que décrit ici, selon des modes de réalisation. Ce schéma comprend des ordinateurs de service d'analyse de données fournissant des instructions de livraison/collecte à un véhicule aérien sans pilote (drone) pour livrer/ramasser un article (bien). Selon au moins un mode de réalisation, les instructions de livraison/collecte peuvent inclure un plan de livraison/collecte qui comprend un emplacement (destination), tel qu'un domicile ou un bureau associé à un utilisateur qui a commandé l'article. Dans le flux de données, lorsque le véhicule aérien sans pilote envoie/récupère l'article (le bien) à/de l'emplacement, les données de flux vidéo peuvent être capturées par un dispositif de capture d'image associé au véhicule aérien sans pilote. Les données de flux vidéo peuvent inclure des images et des données vidéo capturées par le véhicule aérien sans pilote pendant son plan de livraison/collecte et peuvent inclure toute donnée appropriée capturée pendant vol et livraison/collecte de l'article (un bien) à l'emplacement (destination).

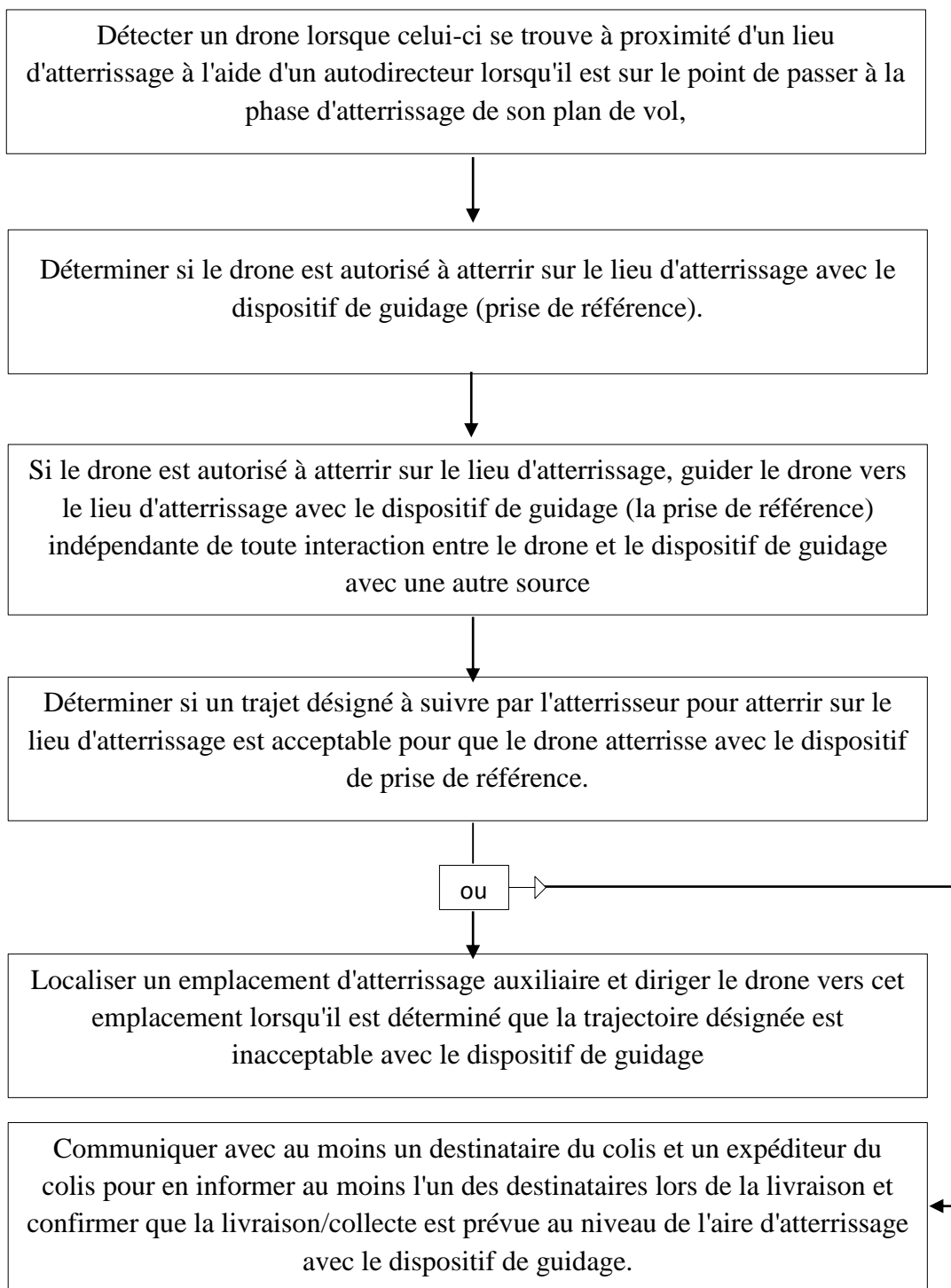


Figure 52 : fonctionnement générale du système de contrôle

Tableau 24 : fonctionnement drone-dispositif de guidage

Début	<i>Identifier le dispositif de guidage</i>
	<i>Drone vole pour sécuriser la boîte à colis via un dispositif de guidage</i>
	<i>Drone interroge dispositif de guidage (référencement)</i>
	<i>Le dispositif de guidage et le drone authentifient l'identification de chacun est vraie</i>
	<i>Drone livre ou ramasse une marchandise</i>
	<i>Verrouiller la boîte à colis et le drone s'envole</i>
fin	

5.2 Porteur de marchandises (conteneur)

A titre d'exemple non limitatif, le porteur de marchandises peut être une boîte à colis sécurisée, une boîte ou un conteneur. Ainsi, le terme boîte de colis sécurisé ne doit pas être considéré comme un terme limitant. La boîte à colis sécurisée peut être n'importe quel type de conteneur ou d'appareil pouvant contenir un objet, y compris, mais sans s'y limiter, un filet étendu, etc. La boîte à colis sécurisée peut être intégrée à un dispositif de guidage avec diverses options de chargement. Le dispositif de guidage peut faire partie d'une boîte à colis sécurisée. La boîte à colis sécurisée peut être composée d'éléments tels que fibre de carbone, acier, plastique polymère haute densité / uréthane, ou tout autre élément de ce type ou combinaison d'éléments étant reconnu par l'homme du métier comme étant rigide, durable et résistant à l'usure, à la déformation et à la transformation. La boîte à colis sécurisée peut en outre comprendre un mécanisme de verrouillage.

Un tel mécanisme de verrouillage peut être engagé et désengagé manuellement ou automatiquement via un code sécurisé sous la forme d'un transpondeur, d'un signal RFID, d'un balayage de code à barres, de tout code saisi manuellement sur un clavier ou un écran tactile, d'une application mobile ou par tout autre moyen reconnu par l'homme du métier à la lecture

de la présente description. La boîte à colis sécurisée peut en outre comprendre au moins un couvercle, une porte d'accès ou une porte, chacun avec une fonctionnalité automatisée contrôlée par un dispositif robotique. Une porte ou un couvercle supérieur est situé sur un sommet du conteneur. La porte peut s'ouvrir via une charnière ou peut glisser sur un côté, comme illustré, pour permettre l'insertion du colis. Dans un mode de réalisation, une porte similaire peut être située au bas ou à la base du conteneur, laquelle peut glisser ou être ouverte. Une porte latérale peut être prévue sur l'un des côtés du conteneur pour permettre l'entrée dans le conteneur lorsque le drone ne délivre pas de colis par voie aérienne. La porte latérale peut être coulissante.

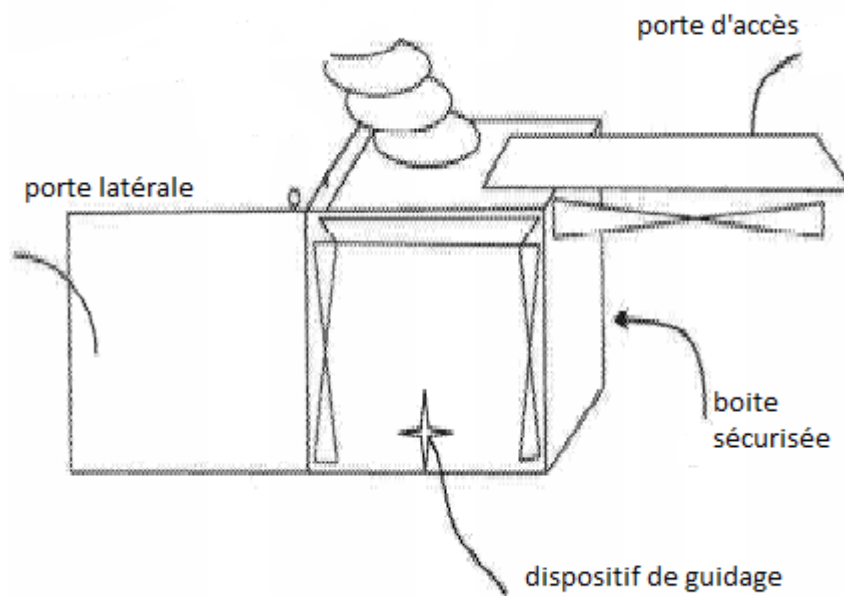


Figure 53 : boîte sécurisée de marchandise

6 La méthode de résolution du problème

Deux étapes algorithmes :

- ✓ Problème classique de collecte et livraison de marchandises par un flux limité de véhicules avec fenêtres de temps flexibles et multiples produits.
- ✓ Problème de la planification des clients éligibles à la flotte de drones

Etape 1 :

1 : Solution initiale : $s := \bigcup_{k=1}^K r_k$

- Attribution au hasard des véhicules

$$r_k := \{c_1, \dots, c_n\} \quad \forall k = \{1, \dots, K\}$$

$$:= D \cup B$$

$$D := \bigcup_{i \in N} D_i \quad \text{avec } D_i : \text{clients de livraison}$$

$$B := \bigcup_{i \in N} B_i \quad \text{avec } B_i : \text{clients de ramassage}$$

2 : Application d'une recherche locale itérative

- [-] Procédure de voisinage
- [-] Procédure de diversification

Algorithme 6 : partie (étape) 1 de la méta-heuristique de résolution

solution initiale s_0

pour $i := 1$ à $MaxIter$ faire

$s' \leftarrow$ mouvement de perturbation s_0

$s^* \leftarrow$ procédure de voisinage s'

application des critères d'acceptation

fin

fin

✓ **Solution initiale :**

Il y a des heuristiques simples pour la génération des solutions initiales telles que l'heuristique de balayage (sweep) qui a été utilisée par [Baker et al. 2003]. Cette méthode permet d'accroître la vitesse de convergence, mais empêche l'algorithme de se concentrer sur une autre partie de l'espace de recherche (optimum local) pouvant contenir la valeur optimale.

Dans notre méthode de résolution, on a choisi de générer aléatoirement la solution initiale. Chaque route d'un véhicule sans drone est initialement établie. Cette route qui part d'un seul dépôt central, contient des clients de livraison et de collecte. Elle se termine au même dépôt.

✓ **Structure d'amélioration**

- Structure N°1 :

m := parcourir la route k du réseau routier établi dans la solution initiale réalisable S_0 .

j := choisir aléatoirement deux indices de clients (livraison/collecte) de la route k

i_1 := reçoit l'indice du premier client choisi

i_2 := reçoit l'indice du deuxième client choisi

m_{new} := permuter i_1 et i_2

Fonctionnement de la structure 1 :

```
1 : initial solution  $S_0$ 
2 : for i :=1 to maxIter do
3 : m := numel ( $S_0$ )
4 : j := randsample (m, 2) ;
5 :  $i_1$  := j(1)
6 :  $i_2$  := j(2)
7 :  $m_{new}$  :=  $S_0$ 
8 :  $m_{new}([i_1\ i_2]) = S_0([i_2\ i_1])$ 
9 : end
10 : end
```

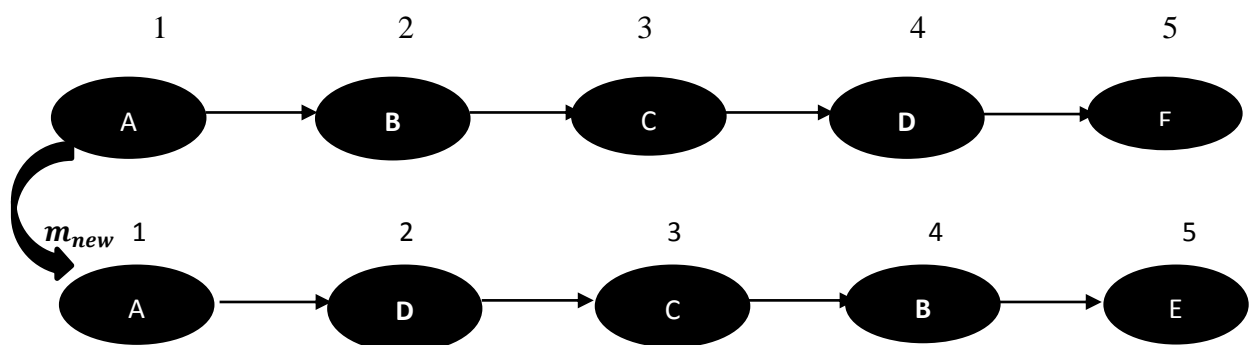
Exemple :

$j = \text{randsample}(m, 2)$: Choisir au hasard deux indices de clients parmi 5 indices de clients disponibles

$i1 = j[2];$

$i2 = j[4];$

Permuter le client d'indice 2 (B) avec le client d'indice 4 (D) .



- $j = (2, 4)$
- $i_1 = B$
- $i_2 = D$

- Structure N° 2 :

Fonctionnement de la structure 2 :

```

7  : solution found S
8  : for i := 1 to maxIter do
9  : m := numel ((S) : found solution);
10 : j := randsample (m, 2) ;
11 :  $i_1 := \min(j(1):j(2))$ ;
12 :  $i_2 := \max(j(1):j(2))$ ;
13 :  $m_{new} := S$  ;
14 :  $m_{new}(i_1:i_2) = S([i_2:-1: i_1])$  ;
15 : end
16 : end

```

Exemple :

- Choisir aléatoirement deux indices de clients parmi 7 indices de clients disponibles dans la tournée numéro1 (k=1).

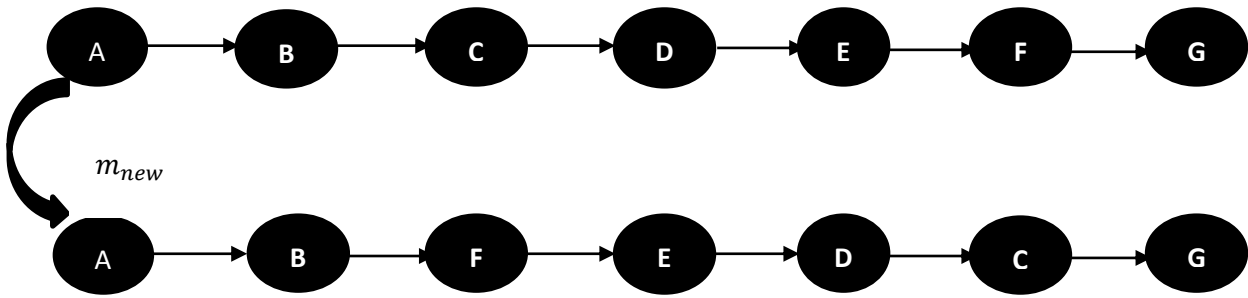
$$i_1 = \min(j[3]:j[6]);$$

$$i_1 = j[3]$$

$$i_2 := \max(j[3]:j[6]);$$

$$i_2 = j[6];$$

- Inverser l'ordre des clients dans la tournée en allant du i_2 à i_1



$$i_1 = C$$

$$i_2 = F$$

$$S = \{A, B, C, D, E, F, G\}$$

$$m_{new} = \{A, B, F, E, D, C, G\}$$

Structure N°3 :

Fonctionnement de la structure 3

1 : solution found S

2 : **for** $i := 1$ to $maxIter$ **do**

3 : $m := numel(S)$: found solution;

4 : $j := randsample(m, 2)$;

5 : $i_1 := j(1)$;

6 : $i_2 := j(2)$;

7 : $m_{new} := S$;

8 : **if** $i_1 < i_2$

9 : $m_{new} = [S(1:i_1 - 1) S(i_1 + 1:i_2) S(i_1) S(i_2 + 1:end)]$;

10 : **Else**

11 : $m_{new} = [S(1:i_2) S(i_1) S(i_2 + 1:i_1 - 1) S(i_1 + 1:end)]$;

12 : **end**

13 : **end**

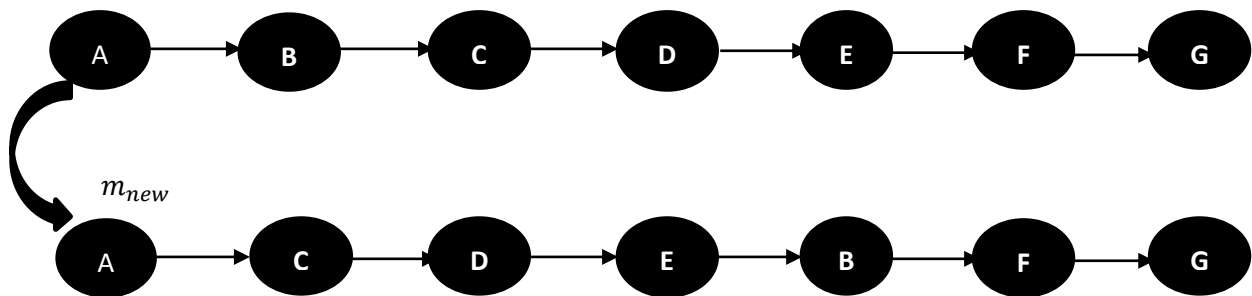
Example :

- Choisir aléatoirement deux indices de clients parmi 7 indices de clients disponibles dans la tournée numéro1 ($k=1$).

Cas n°1 :

- $i_1 = j[2]$;
- $i_1 = B$;
- $i_2 = j[5]$;
- $i_2 = E$;

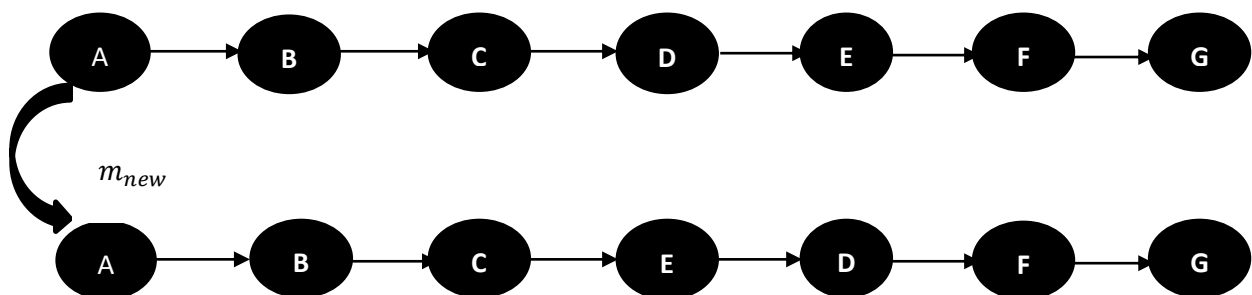
○ $i_1 < i_2$ (1)



Cas n°2

- $i_1 = j[5]$;
- $i_1 = E$;
- $i_2 = j[3]$;
- $i_2 = C$;

○ $i_1 > i_2$ (2)



**Algorithme 7 : Pseudo-code de l'algorithme de
recherche locale itérative**

1 : $S' \leftarrow$ Recherche locale (structure de voisinage)
(S0); 2 : **Pour** $i := 1$ à *NumberOfVehicles* **faire**

3 : $S \leftarrow$ structure de voisinage 1 (S_0 , histoire);

4 : $S' \leftarrow$ structure de voisinage 2 (S);

5 : $S'' \leftarrow$ structure de voisinage 3 (S')

6 : $S^* \leftarrow$ Appliquer les critères d'acceptation (S' , S'' ,
histoire);

7 : **Fin pour**

8 : **Fin**

Transformations définissant le voisinage $V(s)$ de s .

- Choisissez une transformation $s \rightarrow s'$ dans $V(s)$.
- Soit $\Delta f = f(s') - f(s)$ la variation de coût.
- Si $\Delta f \leq 0$ on fait la transformation : s devient s' .
- Soit $\Delta f' = f(s^*) - f(s')$ la variation de coût.
- Si $\Delta f' \leq 0$ on fait la transformation : s' devient s^* .

Etage 2 :

Algorithme d'attribution de drones dans les tournées de véhicules.

Pour améliorer la solution, une grande structure de voisinage est obtenue par l'utilisation de

S^* : meilleure solution trouvée sans drones

S_{new} : solution avec des drones

S_{fin} : solution finale retenue

Algorithm 8 : Pseudocode of drone-second

```
1:  $Liste_{drones} \leftarrow \text{NULL}$ ;  
2:  $S^* \leftarrow \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$   
3:  $s_n \leftarrow \{i, j, \dots, n\}$   
4: pour  $i := 1$  à  $NumberOfVehiclesUsed$  faire  
5:     pour  $j := 1$  à  $NumberOfCustomer$  faire  
6:         Si distance entre deux clients  $i$  et  $j \leq$  distance de vol du drone alors  
7:             Si poids des marchandises transportées à  $j \leq$  capacité du drone alors  
8:                  $\Delta f = f(S_{new}) - f(S^*)$  ;  
9:                 If  $\Delta f \leq 0$  alors  
10:                     $S_{fin} \leftarrow S_{new}$ ;  
11:                     $Liste_{drones} \leftarrow [i, j]$ ;  
12:                     $s_n \leftarrow \{i, j, \dots, n\} - Liste_{drones}$   
13:                sinon  
14:                     $S_{fin} \leftarrow S^*$ ;  
15:                 $Liste_{drones} = 0$ ;  
16:            finpour  
17:  $i := i + 1$ ;  
18: finpour  
19: fin
```

❖ Etude de simulation

La simulation est faite sur Matlab sur Windows 10, processeur Intel® Core™ i5-5200U CPU @2.20GHz. Système d'exploitation 64 bits.

Tableau 25: données du problème

Nombre de clients (N)	250
Nombre de clients de collecte(B)	75
Demande des clients de collecte	(-) 951
Demande des clients de livraison	11267
Nombre de clients de livraison (D)	175
Nombre de véhicules à utiliser (K)	20
Nombre de drones disponibles (DR)	7
Nombre de dépôts	1
Capacité des véhicules (Q)	1833
Capacité de vol du drone (F)	30
Types de produits (P)	3
Coût fixe d'utilisation du véhicule (γ)	0.4

Capacité du véhicule $Q = randi([Cmin\ Cmax], 1, J)$;

Or :

$J =$ nombre de véhicules disponibles

$Cmin$: limite inférieure

$Cmax$: limite supérieure

$$Cmean = \left(\frac{DemandeTotale}{J} \right) + DemandeTotale * 0.1;$$

$$Cmin = round(Cmean);$$

$$Cmax = round(1.25 * Cmean);$$

7 Résultats numériques

Tableau 26: résultats numériques des instances simulées

Instance	Coût sans drone	Coût avec drone	Nb de clients	Nb de véhicules	Nb de drones	Somme économisée
DP-STW-D_50	1.5730e+04	1.5583e+04	50	3	2	147.7624
DP-STW-D_90	2.3412e+04	2.3014e+04	90	8	4	3.973138e+02
DP-STW-D_100	3.7439e+04	3.7241e+04	100	9	3	1.980351e+02
DP-STW-D_120	4.2821e+04	4.2555e+04	120	9	6	2.659995e+02
DP-STW-D_140	6.6892e+04	6.6818e+04	140	9	3	74.0546

<i>DP-STW-D_160</i>	5.7925e+04	5.7584e+04	160	11	6	3.409451e+02
<i>DP-STW-D_200</i>	7.0716e+04	6.9561e+04	200	13	7	1.1554e+03
<i>DP-STW-D_250</i>	8.7004e+04	8.6512e+04	250	19	7	4.921919e+02
<i>DP-STW-D_300</i>	1.0618e+05	1.0557e+05	300	19	9	6.164374e+02

Comme l'illustre le tableau 22, l'utilisation des drones avec véhicules dans quelques tournées mixtes (livraison et collecte) a un impact significatif sur le coût total de transport. Le couple Véhicule-Drone utilisé dans le cas d'un problème de transport de marchandises (logistique et logistique inverse) avec des fenêtres de temps flexibles permet de réduire le coût total de transport comparé à l'utilisation des véhicules sans drones. La flexibilité du temps (livraison ou collecte) implique des pénalités de retard.

En respectant les contraintes de cette variante, le drone est une solution significative et une révolution dans le transport des marchandises.

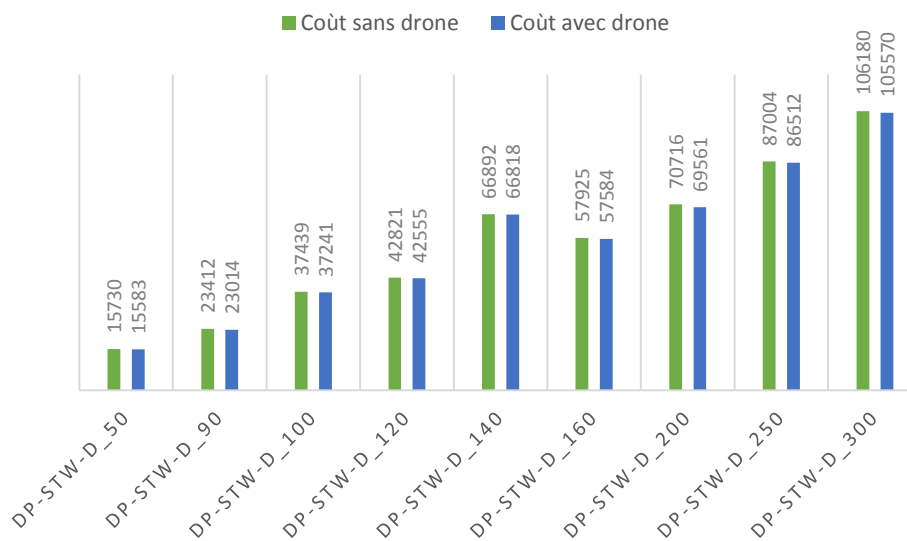


Figure 54 : le coût total du transport avec et sans drone

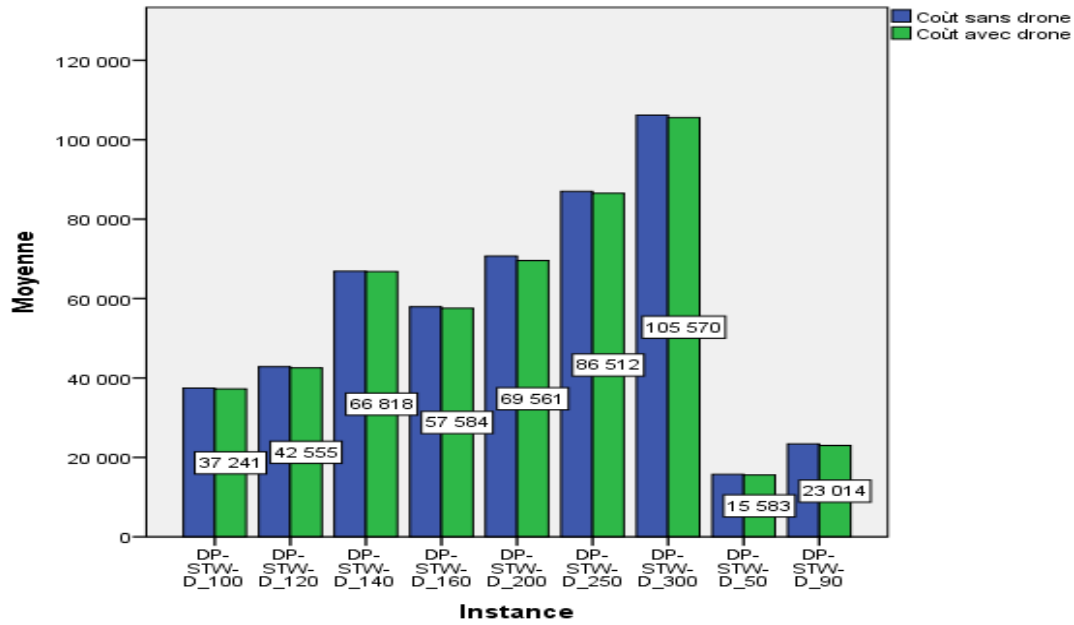


Figure 55 : Coût moyenne de transport avec et sans l'utilisation des drones

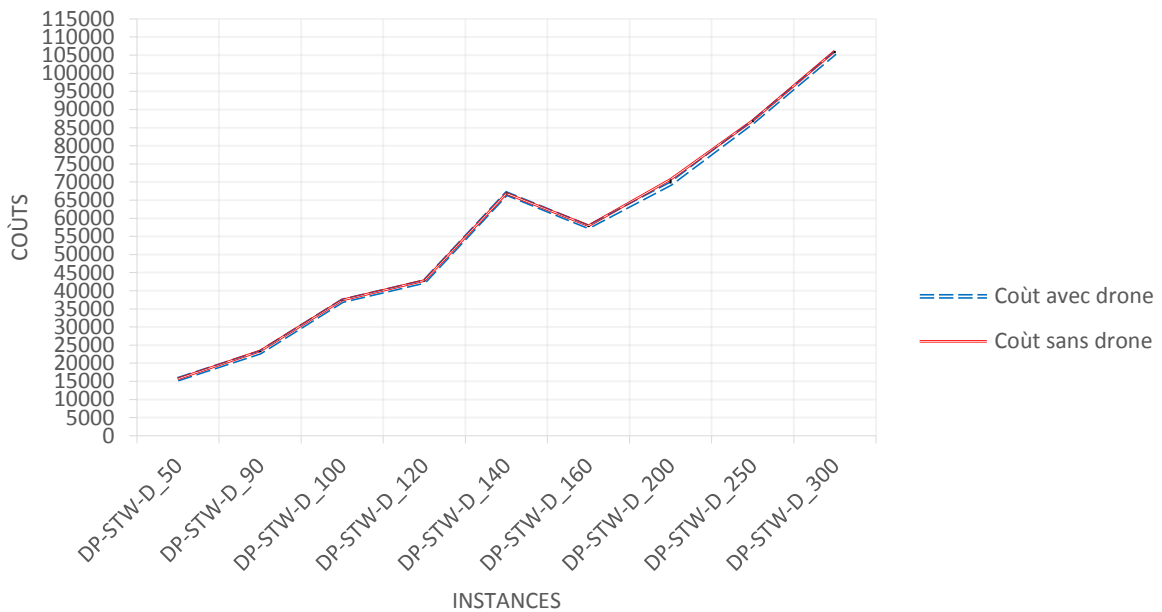


Figure 56 : répartition du coût du transport avec et sans drone

Pour déterminer le meilleur paramétrage de la simulation et afin de vérifier l'efficacité et l'efficacité de l'algorithme proposé, nous avons augmenté le nombre maximal d'itérations (*MaxIt*) de l'algorithme proposé.

Tableau 27 : résultats numériques des instances simulées pour *MaxIt*=200

<i>Instance</i>	<i>Coût sans drone</i>	<i>Coût avec drone</i>	<i>Nb de clients</i>	<i>Nb de véhicules</i>	<i>Nb de drones</i>	<i>Somme économisée</i>
<i>DP-STW-D_50</i>	1.4683e+04	1.4500e+04	50	3	2	1.829345e+02
<i>DP-STW-D_90</i>	2.7524e+04	2.7275e+04	90	7	4	2.484037e+02
<i>DP-STW-D_100</i>	2.9926e+04	2.9691e+04	100	9	4	2.342829e+02
<i>DP-STW-D_120</i>	3.9550e+04	3.7521e+04	120	10	4	2.0285e+03
<i>DP-STW-D_140</i>	4.4398e+04	4.3997e+04	140	9	6	4.004792e+02
<i>DP-STW-D_160</i>	4.9157e+04	4.88667e+04	160	11	6	2.906486e+02
<i>DP-STW-D_200</i>	6.9844e+04	6.9443e+04	200	14	7	4.010242e+02
<i>DP-STW-D_250</i>	8.8030e+04	8.7238e+04	250	20	7	7.923419e+02
<i>DP-STW-D_300</i>	1.2641e+05	1.2580e+05	300	20	10	6.056656e+02

Le tableau 24 montre la baisse du coût total du transport dans 88.88% des cas par rapport au paramétrage initial. Par conséquent, l'augmentation du *MaxIt* vers 200 itérations, améliore le fonctionnement de la méta-heuristique.

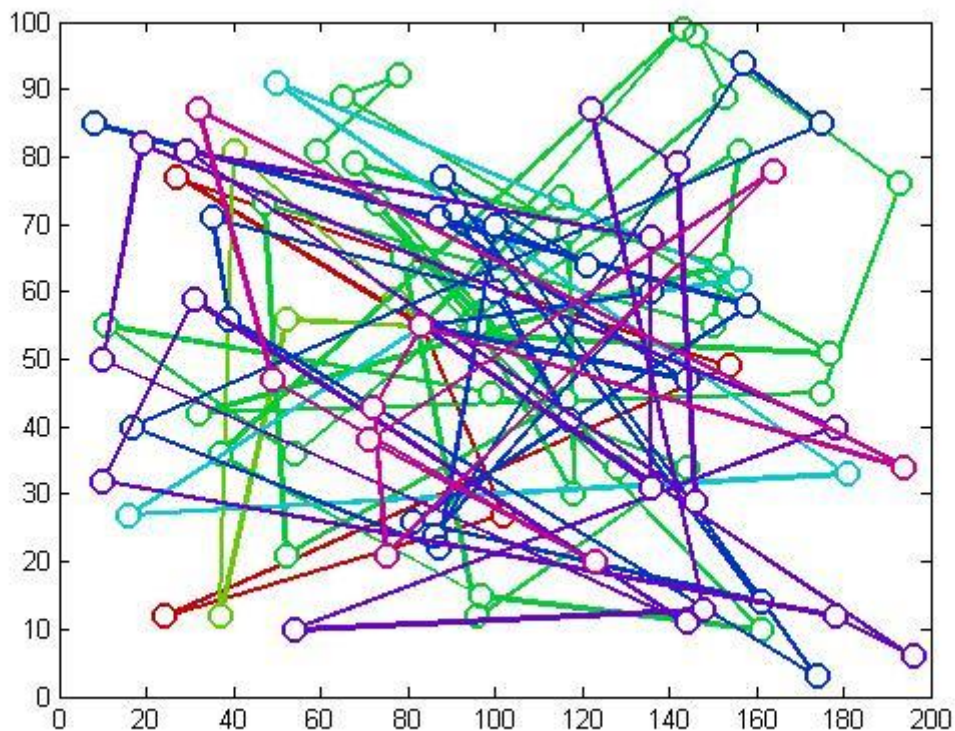


Figure 57 : solution de l'instance DP-STW_D pour MaxIt=200

Afin de démontrer le rôle important des drones dans la distribution des marchandises, nous avons simulé les instances de Breedam de la littérature.

Instance de Breedam (cvrppdtw) adapté à notre problème :

Tableau 28 : résultats numériques des instances de la littérature adapté au problème

Instance	Coût sans drone	Coût avec drone	Nb de clients	Nb de véhicules	Nb de drones	Somme économisée
60P2	4.1093e+04	4.0908e+04	100	9	2	1.848522e+02
59P2	3.6383e+04	3.6080e+04	100	9	6	3.033927e+02
58P2	3.1756e+04	3.1503e+04	100	9	7	2.532448e+02
57P2	2.8559e+04	2.8369e+04	100	10	4	1.899823e+02
56P2	2.7836e+04	2.7567e+04	100	10	5	2.683184e+02
55P2	5.2695e+04	5.2580e+04	100	7	5	1.153430e+02
54P2	2.7836e+04	2.7567e+04	100	10	5	2.683184e+02
53P2	5.2695e+04	5.2580e+04	100	7	5	1.153430e+02
52P2	3.4743e+04	3.4350e+04	100	10	4	3.926018e+02

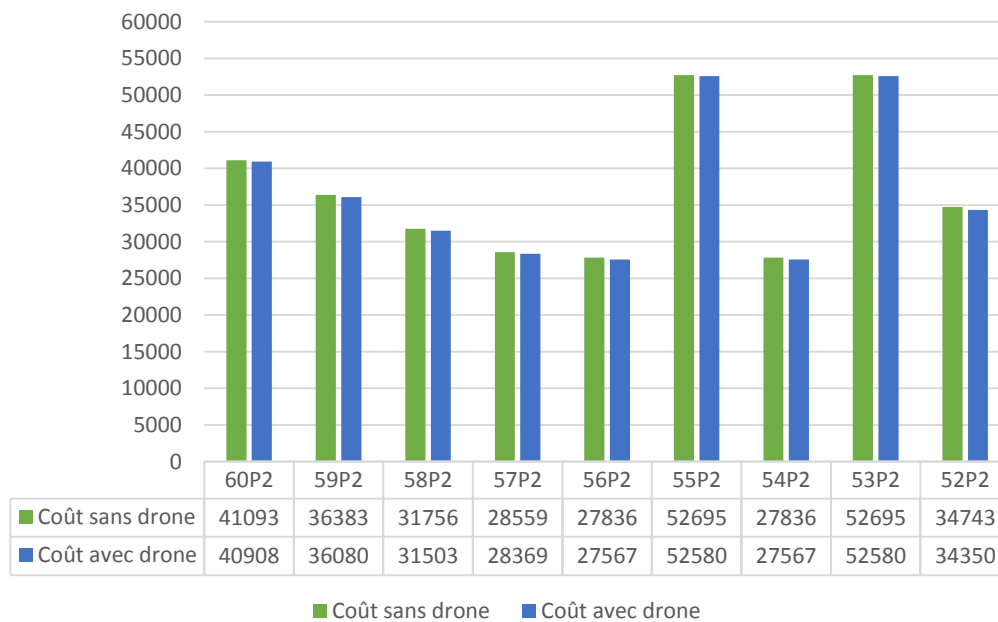


Figure 58 : la différence du coût total de transport avec et sans le déploiement des drones pour les instances de Breedam

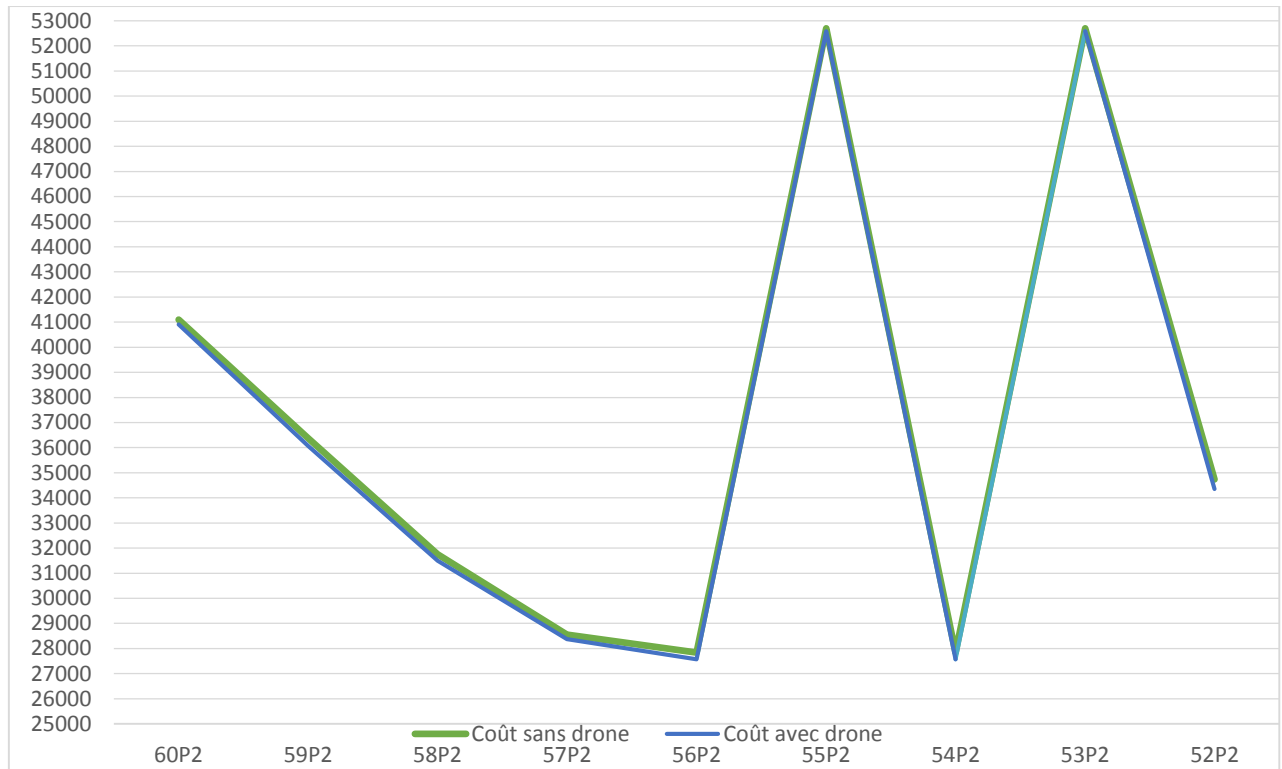


Figure 59 : Courbes des coûts de transport avec et sans drones

8 Conclusion

Cette étude s'est concentrée sur la planification des véhicules avec quelques drones dans la livraison et le collecte des marchandises. Pour rendre le modèle plus efficace d'un point de vue commercial et tenir compte de la mise en œuvre potentielle de la distribution par les couples véhicules-drones, l'hypothèse de l'expédition directe par les drones partants des véhicules dans des fenêtres de temps flexibles à condition de paiement des pénalités aux points de demande a été introduite. De plus, plusieurs parcs de transport limité de capacités homogènes, et types de produits ont également été pris en compte, ainsi que deux types de clients : de livraison et collecte. En fonction de la complexité du problème, l'utilisation de méthodes approximatives est nécessaire. Pour résoudre cette variante, nous avons proposé un algorithme itératif en tant qu'une méta-heuristique.

Bien qu'il existe de nombreuses opportunités de recherche pertinentes pour l'étude des VRP directement sur les réseaux routiers, les futures recherches peuvent utiliser les instances de test de référence et les algorithmes de solution proposés comme plate-forme pour étudier l'effet de différentes perturbations dans diverses caractéristiques d'un système logistique comme les demandes des clients, les emplacements et les fenêtres horaires, l'emplacement du dépôt et les caractéristiques du parc de véhicules, et effectuer divers scénarios et analyses de simulation.

Les expériences informatiques fournies prouvent l'utilité et l'importance du mélange des drones avec des véhicules.

Conclusion générale

Dans cette partie, nous résumons les principaux développements représentés dans cette thèse.

Nous élaborons la principale conclusion rapportée et les travaux futurs à réaliser. Dans la section 1, nous résumons les travaux de recherche développés et discutons nos contributions dans cette thèse où nous suggérons les futures directions de travail possibles. La section 2 décrit les articles résultants publiés pour les revues et les conférences.

Le transport implique le mouvement physique ou le flux de marchandises. Le système de transport est le lien physique qui relie les clients, les fournisseurs de matières premières, les usines, les entrepôts et les membres des canaux. Ce sont les points fixes d'une chaîne logistique. Ce problème est décrit dans la littérature sous le nom Problèmes d'acheminement des véhicules. Dans cette thèse, nous avons tenté de traiter de manière exhaustive le phénomène complexe de l'acheminement des véhicules et de la satisfaction des clients et de l'optimisation des circuits. Ce travail traite des approches méta-heuristiques pour résoudre certaines variantes des problèmes de tournées de véhicules avec collecte et livraison en cas de flotte fixe.

Grace aux nombreux avantages de la logistique inverse (collecte), nous avons essayé de l'étudier avec la logistique dans son sens normal (livraison). Dans ce contexte, notre défi est de proposer des solutions proches de l'optimales pour un système de transport efficace. Un système de transport général urbain intègre la logistique inverse dans le maillon de distribution de la chaîne logistique.

La logistique inverse est devenue de plus en plus pertinente dans le monde dont elle contribue à un environnement plus propre, elle représente aujourd'hui une opportunité commerciale évidente grâce aux économies réalisées sur les produits récupérés. Pour cela, une entreprise doit mettre en place une étude approfondie de ses besoins et objectifs. Et dans ce contexte, notre travail (rôle) est de trouver une solution de gestion des retours qui convienne.

La réutilisation de matériaux dans les processus de fabrication aide à prévenir l'utilisation abusive de matières premières non transformées et nécessite moins d'énergie. Cette pratique bénéficiera directement à la société dans son ensemble et minimise l'impact sur l'environnement.

Les entreprises qui utilisent la logistique inverse ont d'importants avantages concurrentiels au niveau de l'amélioration de l'image de marque ainsi que la satisfaction des clients qui sont intéressés par des relations d'affaires avec des entreprises soucieuses de l'environnement.

Une logistique inverse intégrée avec la logistique permet aux entreprises d'ouvrir des nouvelles opportunités commerciales par la récupération de la valeur monétaire des articles rejetés.

Prenons l'exemple des points de vente qui vendent de produits de la saison dernière ou ceux présentant de petits défauts à des prix inférieurs.

En particulier, nous visons à fournir de nombreux algorithmes pour résoudre différents types de problèmes.

Nos travaux portent sur de nombreux sujets au sein des problèmes d'acheminement de véhicules avec collecte et livraison en cas d'une flotte limitée. Récemment, un phénomène est apparu qui s'appelle en anglais « Unmanned Aerial Vehicle », soit « véhicule aérien sans humain à bord » ou Drone. Nous avons essayé de l'intégrer avec les véhicules dans le transport de quelques marchandises.

Au cours des dernières décennies, les bases de la méta-heuristique se sont considérablement développées. Et dans un système de transport complexe, la planification, la modélisation et l'optimisation sont des enjeux cruciaux pour toute entreprise.

Pour résoudre des problèmes combinatoires difficiles de tailles pratiques, plusieurs chercheurs ont prouvé la capacité de ces méthodes dans des délais de traitement rationnels.

Les résultats trouvés montrent la robustesse de l'approche méta-heuristique basée sur la recherche locale itérative dans la résolution des problèmes de transport (livraison et collecte) complexes. La résolution de ces problèmes avec les contraintes proposées les rend plus réalistes. Les résultats de la classification développée présentent une stratégie de compréhension des différentes variantes (sous-problèmes) du problème général de livraison et collecte de marchandises. Sur le niveau opérationnel, cette étude présente un terrain favorable pour la comparaison des résultats prévisionnels pour chaque cas d'étude.

A part la réduction des coûts du transport et du temps de service qui représentent le degré de satisfaction des entreprises, cette étude a montré l'optimisation de la congestion routière. La

satisfaction des entreprises par l'optimisation du temps de service représente par conséquent la satisfaction des clients.

Pour améliorer la qualité des solutions des variantes de problèmes de tournée de véhicules avec collecte et livraison et avec une flotte limitée, diverses combinaisons d'heuristiques et de méta-heuristiques ont été suggérées, ce qui permet une meilleure planification des tournées.

1^{er} chapitre : nous avons présenté une introduction générale de ce travail dont nous avons montré la méthodologie de recherche et la nécessité des méta-heuristiques pour améliorer la qualité de la solution des problèmes de tournée de véhicules avec collecte et livraison en cas d'une flotte limitée.

Au chapitre 2, une revue de littérature et une taxonomie pour les problèmes de tournées de véhicules avec collecte et livraison ont été décrites.

Ce chapitre commence par la présentation de la méthodologie suivie dans l'analyse de la littérature.

Ensuite, nous avons identifié le cadre d'analyse utilisé pour l'étude des dimensions structurelles et comportementales spécifiques de cette littérature examinée.

Après l'analyse de toutes les variantes (sous-problèmes) du problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises, nous avons proposé une classification selon quatre classes principales en spécifiant les méthodes et approches utilisées pour la résolution des variantes de chaque classe.

A la fin, nous avons discuté autour cette étude en donnant des pistes pour les travaux de recherche future.

Dans le chapitre 3, une approche hybride a été développée pour résoudre le problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison simultanées en cas de flux limité.

Ce problème est une variante du problème général de collecte et livraison où la logistique est intégrée avec la logistique inverse. Une description de cette variante a été d'abord donnée avec une modélisation mathématique. Puis, une méta-heuristique hybride a été développée avec une description détaillée pour la résoudre. Cette approche hybride est basée sur une recherche locale itérative avec une heuristique constructive dont la diversification est assurée par une procédure de perturbation.

Pour mettre en évidence la pertinence des résultats fournis par nos méthodes, de nombreux résultats expérimentaux ont été réalisés. Nous avons avancé une étude comparative avec la méthode décrite dans la littérature et présentée dans l'article de Tassan et Gen (2012).

L'étude comparative prouve que notre approche trouve une meilleure solution pour toutes les instances de test.

Deuxièmement, nous avons comparé les résultats de notre méthode avec ceux d'une approche exacte programmée sur CPLEX. Comme le problème est classé NP-difficile, l'approche exacte ne pouvait résoudre que des instances de petites tailles. Pour toutes les instances, les solutions trouvées se situent entre la borne supérieure et la borne inférieure.

L'algorithme nécessite un temps de calcul minimal et il est très performant selon une expérience similaire présentée dans la littérature. Les résultats de cette recherche montrent que la méta-heuristique proposée est un outil très efficace pour trouver de bonnes solutions pour le problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison simultanées en cas de flux limité.

Chapitre 4 étudie une variante qui s'appelle multiple produits, problème de tournées de véhicules avec collecte et livraison mixtes et avec fenêtres de temps flexibles dans un contexte de flux limité.

Au début, une description détaillée de la variante est présentée avec une définition et modélisation mathématique.

Dans cette variante, la visite des clients est mixte. Il n'y a pas de priorité pour les clients de livraison. La visite (service) de chaque client (livraison/collecte) se fait dans une fenêtre de temps définie par une limite inférieure et une supérieure. Seulement l'arrivée tardive qui nécessite le paiement d'une pénalité.

Nous avons développé une approche de résolution hybride qui intègre une méta-heuristique classique (le recuit simulé) adopté à ce problème avec une liste taboue en assurant la diversification avec une procédure de perturbation.

Comme la variante est étudié pour la première fois dans ce travail, nous avons modifié pour chaque fois les paramètres de conduite de l'algorithme afin de se rapprocher de la solution optimale.

Concernant le chapitre 5, le problème d'acheminement de véhicules avec livraison et collecte mixtes dans un cas de flux limité et l'affectation des drones.

Avec la révolution technologique accrue, nous étions dans l'obligation de penser à intégrer cette technologie dans le transport routier classique des marchandises. L'idée est donc d'intégrer le drone dans le processus de distribution avec des véhicules classiques.

Pour résoudre cette variante, nous avons développé une méta-heuristique s'appelle Véhicule-d'abord, Drone-seconde en anglais « *Vehicle-first, Drone-second* » basée sur une recherche locale itérative en assurant toujours la diversification de la solution par une procédure de perturbation.

Comme l'utilisation du drone dans un problème de livraison et collecte mixtes en cas de flux limité est une première, les instances de test sont générées aléatoirement. L'objectif de cette étude était de savoir ce qu'il peut apporter l'utilisation des drones aux différents acteurs du transport (minimisation des coûts de transport, minimisation du temps de retard, évitement de la congestion routière, etc.)

Le déploiement des drones dans la livraison et la collecte mixtes des marchandises avec les véhicules en cas des fenêtres de temps flexibles et flux limité était le titre du sixième chapitre.

Nous avons entamé ce chapitre avec une présentation de quelques travaux connexes et une formulation du problème.

L'intégration des drones dans cette variante, nécessite le développement d'un système et méthode de contrôle pour ces derniers.

Pour résoudre cette nouvelle variante du problème général de livraison et collecte de marchandises, nous avons développé une méta-heuristique basée sur la recherche locale itérative.

Notre approche se constitue de deux étages, dont le premier algorithme est pour le problème de collecte et livraison mixtes avec fenêtres de temps flexibles et flux limité sans les drones.

Le deuxième algorithme est pour le problème de planification des clients éligibles à la flotte des drones.

Evaluer l'efficacité de l'approche proposée, nous avons changé après chaque simulation les paramètres de conduite de l'algorithme tel que le nombre maximal d'itérations.

Après l'analyse de résultats numériques, nous avons constaté que l'intégration des drones dans ce type de problème permet de minimiser le coût total de transport en diminuant le temps de retard chez chaque client. Le drone est une solution pour éviter la congestion routière et par conséquent le retard coûteux.

Le problème de l'acheminement des véhicules avec une flotte homogène limitée est un domaine de recherche très important en optimisation combinatoire. Le drone « véhicule aérien sans humain à bord » ou « *Unmanned Aerial Vehicle* » présente une révolution dans le domaine de transport routier.

En raison de sa complexité, le problème était généralement résolu par méta-heuristique. Dans cette thèse, la méthodologie proposée et développée s'avère efficace pour résoudre certaines variantes du problème d'acheminement de véhicules avec collecte et livraison en cas de flotte limitée.

Comme les trois dernières variantes sont étudiées pour la première fois dans cette thèse, les résultats obtenus représentent des références pour les travaux futurs. Les chercheurs peuvent s'appuyer sur ces résultats pour comparer leurs travaux.

Apports managériaux

Notre travail de thèse nous a permis de réaliser un certain nombre d'apports managériaux à l'usage du monde logistique et transport. Ces apports portent d'abord sur la planification du transport en optimisant les tournées de véhicules que ce soit de livraison, de collecte ou bien les deux combinés grâce au développement et adaptation des approches de résolution robustes. Ce travail permet de modéliser tous les problèmes de transport de marchandises grâce à l'étude de la littérature approfondie et la proposition de classification générale de toutes les variantes. Dans la chaîne logistique, le transport étant une activité principale du maillon de la distribution jouant un rôle important dans la réduction des coûts. Dans ce sens et pour suivre le développement technologique accru, nous avons intégré le drone dans le processus de transport en modélisant quelques contraintes. Comme l'approche utilisée pour la résolution de la première variante a été efficace et robuste. Elle a été adaptée après pour résoudre la variante dont nous intégrons le drone. Les données utilisées ont été générées suivant

une loi uniforme. Ces données simulées sont à la disposition de tout un travail futur traitant les problèmes de transport (livraison et collecte) de marchandises.

Limites de nos recherches et perspectives

Comme travail de recherche, nos travaux ont des limites. Les données utilisées sont que de la simulation. Il nous manque des données réelles surtout pour le couple véhicule-drone. Et comme les variantes traitées dans cette thèse sont définies et modélisées pour la première fois, ils vont être comparés avec des résultats des recherches futures.

Nos recherches futures porteront sur l'étude de toutes les variantes manquantes mentionnées dans le chapitre consacré à la revue de la littérature.

Parmi les perspectives qui nous intéressent sont le choix et le développement de stratégie de coopération entre les modes de transport convenables. Comme perspective aussi l'implication du transporteur externe dans les variantes étudiées dans cette thèse. Cependant, dans nos travaux futurs, nous nous concentrerons sur le problème de l'acheminement des véhicules électriques avec collecte et livraison de marchandises dans un contexte de transporteur externe, en tenant compte de la taille limitée de la flotte.

Une enquête récente qui vise à évaluer cet objectif (Allen et al., 2017) passe en revue les initiatives de fret qui devraient réduire les kilomètres des poids lourds et les émissions de CO₂ dans les zones urbaines européennes et classe les outils de routage et de programmation des véhicules parmi les meilleurs 10 initiatives ayant un impact, qui peuvent aider à atteindre une réduction d'environ 23% des véhicules-kilomètres de poids lourds d'ici 2030. La même enquête suggère également que l'adoption de véhicules sans émissions locales (par exemple les véhicules électriques, les drones) est une initiative de premier plan qui devrait apporter une réduction de plus de 60% des émissions dans les centres urbains d'ici 2030.

Papiers résultants

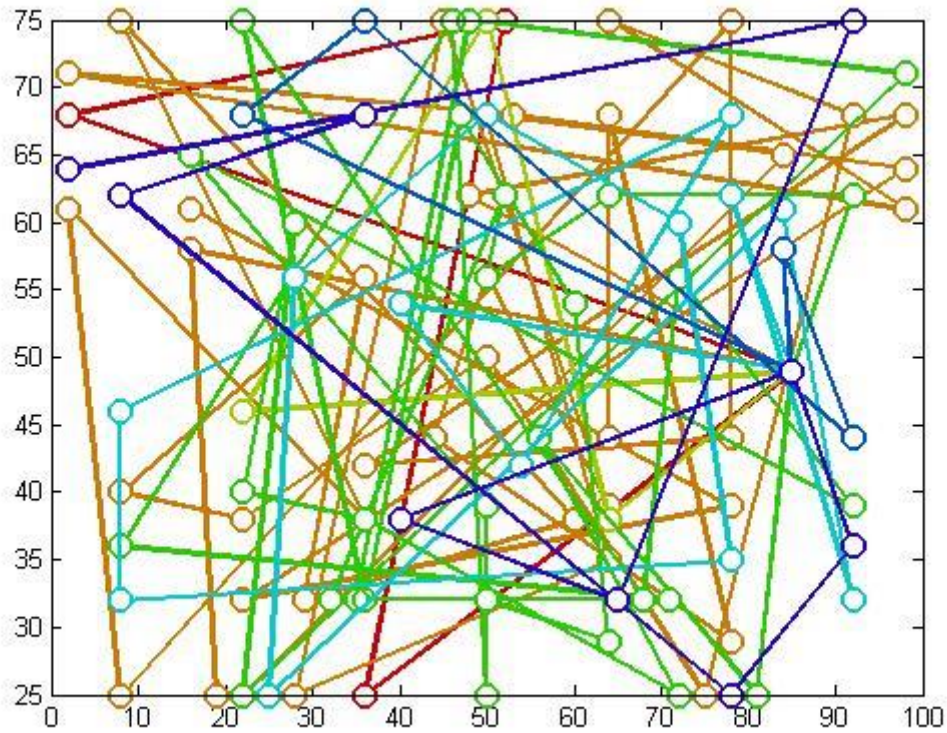
Communications et publications :

- Radhoui, Hamdi, Atour Taghipour and Beatrice Canel-Depitre. "The Distribution and Pickup of Goods: A Literature Review and Survey." Hierarchical Planning and Information Sharing Techniques in Supply Chain Management. IGI Global, 2019. 46-85. Web. 11 Jun. 2019. doi:10.4018/978-1-5225-7299-2.ch002 »
- Radhoui, H., Taghipour, A., & Canel-Depitre, B. (2021). Mixed Delivery and Pickup Vehicle Routing Problem With Limited Flow and Assignment of Drones in an Urban Network. In Taghipour, A. (Ed.), Demand Forecasting and Order Planning in Supply Chains and Humanitarian Logistics (pp.225-249). IGI Global. <http://doi:10.4018/978-1-7998-3805-0.ch008>
- Radhoui, H, Taghipour, A, & Canel-Depitre, B (2018, April).A literature review on vehicle scheduling problems with delivery and pickup. International Conference on Logistics Operations Management. Le Havre, France
- Radhoui, H, Taghipour, A, & Canel-Depitre, B (2019, March) .The mixed delivery and pickup vehicle routing problem with limited flow using drone. International Conference on Management, Economics and Finance, Berlin, Germany.

Annexe

Solutions pour quelques instances :

55P2



Les itinéraires des véhicules

[0 4 100 91 0]

[0	85	95	28	49	2	81	18	44	68	60	32	17
	1	57	43	48	84	96	88	10	21	82	27	41	
	7	70	75	20	98	55	13	40	90	3	52	77	
0]													

[0 31 47 69 0]

[0 36 34 33 86 61 12 6 73 92 11 45 64 76
 22 89 19 5 51 16 65 62 99 97 53 79
 24 56 71 59 0]

[0 35 8 83 54 93 80 14 9 30 42 26 72 0]

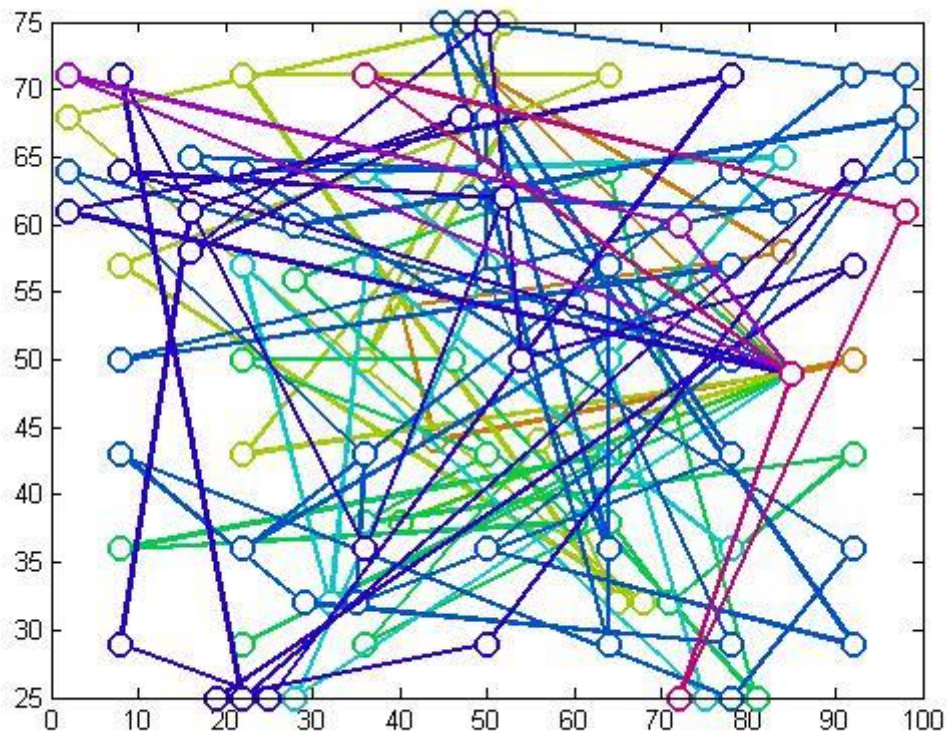
[0 78 29 46 38 0]

[0 67 63 87 39 37 58 15 0]

Les itinéraires des drones :

- [96 94]
- [63 50]
- [95 25]
- [54 74]
- [24 66]
- [32 23]

59P2



Véhicules :

[0 47 78 72 70 29 0]

[0 71 63 45 48 64 91 100 25 94 67 0]

[0 76 69 65 22 66 19 24 51 59 41 74 68 3
0]

[0 14 32 61 31 57 90 39 33 55 0]

[0 85 83 42 10 35 23 88 97 99 13 75 8
12 28 95 79 40 38 15 58 60 7 9 34
6 98 21 62 87 0]

[0 81 49 54 2 82 92 77 1 36 52 5 43
53 44 11 86 0]

[0 96 80 0]

[0 46 84 0]

Drones :

[76 4]

[84 56]

[42 50]

[48 30]

[57 27]

[1 26]

[94 17]

[75 93]

[68 20]

[86 37]

[79 89]

[58 16]

[9 73]

[62 18]

Références

- Anbuudayasankar, S.P., Ganesh, K., Koh, S.L., Ducq, Y., 2012. Modified savings heuristics and genetic algorithm for bi-objective vehicle routing problem with forced backhauls. *Expert Syst. Appl.* 39, 2296–2305.
- Anderluh, A., Hemmelmayr, V. C., & Nolz, P. C. (2017). Synchronizing vans and cargo bikes in a city distribution network. *Central European Journal of Operations Research*, 25(2), 345-376
- Angelelli, E., Mansini, R., 2002. The vehicle routing problem with time windows and simultaneous pick-up and delivery, in: *Quantitative Approaches to Distribution Logistics and Supply Chain Management*. Springer, pp. 249–267.
- Alice/Ertrac (2015). Urban freight research roadmap. Brussels.
- Angelelli, E., Mansini, R., 2003. A branch-and-price algorithm for a simultaneous pick-up and delivery problem. Working Paper, Article presented at the EURO/INFORMS Meeting.
- Atour Taghipour; Jean-Marc Frayret. Coordination of operations planning in supply chains: a review. *International Journal of Business Performance and Supply Chain Modelling (IJBPSM)*, Vol. 5, No. 3, 2013
- Avci, M., Topaloglu, S., 2016. A hybrid metaheuristic algorithm for heterogeneous vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Expert Syst. Appl.* 53, 160–171. doi:10.1016/j.eswa.2016.01.038
- Avci, M., Topaloglu, S., 2015. An adaptive local search algorithm for vehicle routing problem with simultaneous and mixed pickups and deliveries. *Comput. Ind. Eng.* 83, 15–29.
- Augerat, P., Belenguer, J. M., Benavent, E., Corberán, A., Naddef, D., & Rinaldi, G., 1995. Computational results with a branch and cut code for the capacitated vehicle routing problem. Research report 949-M. Grenoble, France: Université Joseph Fourier.

- B. M. Baker and M.A. Ayechev . « A genetic algorithm for the vehicle routing problem ». *Computers and Operations Research* 30, pages 787–800, 2003.
- Banker, S., 2013. Amazon and Drones – Here is why it Will Work (accessed November 13th, 2017).
- Belmecheri, F., Prins, C., Yalaoui, F., Amodeo, L., 2013. Particle swarm optimization algorithm for a vehicle routing problem with heterogeneous fleet, mixed backhauls, and time windows. *J. Intell. Manuf.* 24, 775–789.
- Berbeglia, G., Cordeau, F., Gribkovskaia, I., Laporte, G., 2007. Static pickup and delivery problems: a classification scheme and survey. *TOP*, 15, 1-31.
- Benavent, E., Landete, M., Mota, E., Tirado, G., 2015. The multiple vehicle pickup and delivery problem with LIFO constraints. *Eur. J. Oper. Res.* 243, 752–762.
- Bent, R., Van Hentenryck, P., 2006. A two-stage hybrid algorithm for pickup and delivery vehicle routing problems with time windows. *Comput. Oper. Res.* 33, 875–893.
- Bianchessi, N., Righini, G., 2007a. Heuristic algorithms for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery. *Comput. Oper. Res.* 34, 578–594.
- Blocho, M., Nalepa, J., 2015. A parallel algorithm for minimizing the fleet size in the pickup and delivery problem with time windows, in: *Proceedings of the 22nd European MPI Users' Group Meeting*. ACM, p. 15.
- Bortfeldt, A., Hahn, T., Männel, D., Mönch, L., 2015. Hybrid algorithms for the vehicle routing problem with clustered backhauls and 3D loading constraints. *Eur. J. Oper. Res.* 243, 82–96.
doi:10.1016/j.ejor.2014.12.001
- Brandao, J., 2006. A new tabu search algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. *Eur. J. Oper. Res.* 173, 540–555.

- Casco, D.O., Golden, B.L., Wasil, E.A., 1988. Vehicle routing with backhauls: models, algorithms and case studies. *Veh. Routing Methods Stud.* 127–147.
- Costa, M. C., de Werra, D., & Picouleau, C. (2018, February). Extenseurs hamiltoniens minimaux. In *ROADEF*.
- Çatay, B., 2009. Ant colony optimization and its application to the vehicle routing problem with pickups and deliveries, in: *Natural Intelligence for Scheduling, Planning and Packing Problems*. Springer, pp. 219–244.
- Cetin, S., Gencer, C., 2015. A Heuristic Algorithm for Vehicle Routing Problems with Simultaneous Pick-Up and Delivery and Hard Time Windows. *Open J. Soc. Sci.* 3, 35.
- Chen, J.-F., Wu, T.-H., 2006. Vehicle routing problem with simultaneous deliveries and pickups. *J. Oper. Res. Soc.* 579–587.
- Chen, M.-C., Hsiao, Y.-H., Reddy, R.H., Tiwari, M.K., 2016. The Self-Learning Particle Swarm Optimization approach for routing pickup and delivery of multiple products with material handling in multiple cross-docks. *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.* 91, 208–226.
- Cherkesly, M., Desaulniers, G., Irnich, S., Laporte, G., 2016. Branch-price-and-cut algorithms for the pickup and delivery problem with time windows and multiple stacks. *Eur. J. Oper. Res.* 250, 782–793.
- Cheung, R.K., Hang, D.D., 2003. Multi-attribute label matching algorithms for vehicle routing problems with time windows and backhauls. *IIE Trans.* 35, 191–205.
- Chunyu, R., Xiaobo, W., 2009. Study on hybrid genetic algorithm for multi-type vehicles and multi-depot vehicle routing problem with backhauls, in: *Intelligent Computation Technology and Automation, 2009. ICICTA '09. Second International Conference on*. IEEE, pp. 197–200.

- Cortés, C.E., Sáez, D., Núñez, A., Muñoz-Carpintero, D., 2009a. Hybrid adaptive predictive control for a dynamic pickup and delivery problem. *Transp. Sci.* 43, 27–42.
- Crispim, J., Brandão, J., 2005. Metaheuristics applied to mixed and simultaneous extensions of vehicle routing problems with backhauls. *J. Oper. Res. Soc.* 1296–1302.
- Dantzig, G. and Ramser, J., 1959. The truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1):80–91.
- De Jaegere, Nathalie, Mieke Defraeye, and Inneke Van Nieuwenhuyse. 2014. The vehicle routing problem: state of the art classification and review.
- Deif, I., Bodin, L., 1984. Extension of the Clarke and Wright algorithm for solving the vehicle routing problem with backhauling, in: *Proceedings of the Babson Conference on Software Uses in Transportation and Logistics Management*. Babson Park, MA, pp. 75–96.
- Dell’Amico, M., Righini, G., Salani, M., 2006. A branch-and-price approach to the vehicle routing problem with simultaneous distribution and collection. *Transp. Sci.* 40, 235–247.
- DENG, A., Chao, M.A.O., ZHOU, Y., 2009. Optimizing research of an improved simulated annealing algorithm to soft time windows vehicle routing problem with pick-up and delivery. *Syst. Eng.-Theory Pract.* 29, 186–192.
- Dethloff, J., 2001. Vehicle routing and reverse logistics: The vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. *OR Spektrum*, 23, 79–96.
- Dimitrakos, T.D., Kyriakidis, E.G., 2015. A single vehicle routing problem with pickups and deliveries, continuous random demands and predefined customer order. *Eur. J. Oper. Res.* 244, 990–993.

- Dominguez, O., Guimarans, D., Juan, A.A., de la Nuez, I., 2016. A Biased-Randomised Large Neighbourhood Search for the Two-Dimensional Vehicle Routing Problem with Backhauls. *Eur. J. Oper. Res.*
- Duhamel, C., Potvin, J.-Y., Rousseau, J.-M., 1997. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with backhauls and time windows. *Transp. Sci.* 31, 49–59.
- Dumas, Y., Desrosiers, J., Soumis, F., 1991. The pickup and delivery problem with time windows. *Eur. J. Oper. Res.* 54, 7–22.
- Dorling, K., Heinrichs, J., Messier, G. G., & Magierowski, S. (2016). Vehicle routing problems for drone delivery. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 47(1), 70-85.
- Fabri, A., Recht, P., 2006. On dynamic pickup and delivery vehicle routing with several time windows and waiting times. *Transp. Res. Part B Methodol.* 40, 335–350.
- Gajpal, Y., Abad, P., 2009a. An ant colony system (ACS) for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup. *Comput. Oper. Res.* 36, 3215–3223.
- Gajpal, Y., Abad, P.L., 2009b. Multi-ant colony system (MACS) for a vehicle routing problem with backhauls. *Eur. J. Oper. Res.* 196, 102–117.
- Gajpal, Y., Abad, P., 2009. An ant colony system (ACS) for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup. *Computers & Operations Research*, 36, 3215–3223.
- Gajpal, Y., Abad, P.L., 2009. Saving based algorithm for multi-depot version of vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Int. J. Enterp. Netw. Manag.* 3, 201–222.
- García-Nájera, A., Bullinaria, J.A., Gutiérrez-Andrade, M.A., 2015. An evolutionary approach for multi-objective vehicle routing problems with backhauls. *Comput. Ind. Eng.* 81, 90–108.

- Gélinas, S., Desrochers, M., Desrosiers, J., Solomon, M.M., 1995. A new branching strategy for time constrained routing problems with application to backhauling. *Ann. Oper. Res.* 61, 91–109.
- Gendreau, M., Guertin, F., Potvin, J.-Y., Séguin, R., 2006. Neighborhood search heuristics for a dynamic vehicle dispatching problem with pick-ups and deliveries. *Transp. Res. Part C Emerg. Technol.* 14, 157–174.
- Gendreau, M., Hertz, A., Laporte, G., 1996a. The Traveling Salesman Problem with Backhauls. *Comput. Oper. Res.* 23, 501–508. doi:10.1016/0305-0548(95)00036-4
- Ghaziri, H., Osman, I.H., 2006. Self-organizing feature maps for the vehicle routing problem with backhauls. *J. Sched.* 9, 97–114.
- Ghilas, V., Demir, E., Woensel, T.V., 2016. A scenario-based planning for the pickup and delivery problem with time windows, scheduled lines and stochastic demands. *Transp. Res. Part B Methodol.* 91, 34–51. doi:10.1016/j.trb.2016.04.015
- Goetschalckx, M., Jacobs-Blecha, C., 1989. The vehicle routing problem with backhauls. *Eur. J. Oper. Res.* 42, 39–51.
- Goetschalckx, M., Jacobs-Blecha, C., 1993. The vehicle routing problem with backhauls: Properties and solution algorithms. Technical Report MHRC-TR.88-13, Georgia Institute of Technology.
- Goksal, F.P., Karaoglan, I., Altiparmak, F., 2013. A hybrid discrete particle swarm optimization for vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Comput. Ind. Eng.* 65, 39–53.
- Gribkovskaia, I., Laporte, G., Shyshou, A., 2008. The single vehicle routing problem with deliveries and selective pickups. *Comput. Oper. Res.* 35, 2908–2924.

- Gutiérrez-Jarpa, G., Marianov, V., Obreque, C., 2009. A single vehicle routing problem with fixed delivery and optional collections. *IIE Trans.* 41, 1067–1079.
- Hall, R.W., 1991. Characteristics of multi-shop/multi-terminal delivery routes, with backhauls and unique items. *Transp. Res. Part B Methodol.* 25, 391–403.
- Ham, A. M. (2018). Integrated scheduling of m-truck, m-drone, and m-depot constrained by time-window, drop-pickup, and m-visit using constraint programming. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 91, 1-14.
- Hashimoto, H., Yagiura, M., Ibaraki, T., 2008. An iterated local search algorithm for the time-dependent vehicle routing problem with time windows. *Discrete Optimization*, 5, 434-456.
- Hamdi, K., Labadi, N., Yalaoui, A., 2010. An iterated local search for the vehicle routing problem with conflicts. 8th International Conference of Modeling and Simulation MOSIM'10, Hammamet, Tunisia.
- Hansen, F., 2011. Regards sur transport de marchandises par route. Institut national de la statistique et des études économiques. Available at <http://www.statistiques.public.lu/catalogue-publications/regards/2011/PDF-18-2011.pdf>.
- Heng, C.K., Zhang, A.N., Tan, P.S., Ong, Y.-S., 2015. Multi-objective heterogeneous capacitated vehicle routing problem with time windows and simultaneous pickup and delivery for urban last mile logistics, in: *Proceedings of the 18th Asia Pacific Symposium on Intelligent and Evolutionary Systems*, Volume 1. Springer, pp. 129–140.
- Hernández-Pérez, H., Salazar-González, J.-J., 2004. A branch-and-cut algorithm for a traveling salesman problem with pickup and delivery. *Discrete Appl. Math.* 145, 126–139.
- Ho, S.C., Szeto, W.Y., 2016. GRASP with path relinking for the selective pickup and delivery problem. *Expert Syst. Appl.* 51, 14–25.

Hou, L., Zhou, H., 2010. Stochastic vehicle routing problem with uncertain demand and travel time and simultaneous pickups and deliveries, in: Computational Science and Optimization (CSO), 2010 Third International Joint Conference on. IEEE, pp. 32–35.

Ibaraki, T., Imahori, S., Nonobe, K., Sobue, K., Uno, T., Yagiura, M., 2008. An iterated local search algorithm for the vehicle routing problem with convex time penalty functions. *Discrete Applied Mathematics*, 156, 2050-2069.

Iassinovskaia, G., Limbourg, S., Riane, F., n.d. The inventory-routing problem of returnable transport items with time windows and simultaneous pickup and delivery in closed-loop supply chains. *Int. J. Prod. Econ.* doi:10.1016/j.ijpe.2016.06.024

Jun, Y., Kim, B-I., 2011. New best solutions to VRPSPD benchmark problems by a perturbation based algorithm, *Expert Systems with Applications*, 39(5), 5641-5648.

Jung, S., Haghani, A., 2000a. Genetic algorithm for a pickup and delivery problem with time windows. *Transp. Res. Rec. J. Transp. Res. Board* 1–7.

Kachitvichyanukul, V., Sombuntham, P., Kunnapapdeelert, S., 2015. Two solution representations for solving multi-depot vehicle routing problem with multiple pickup and delivery requests via PSO. *Comput. Ind. Eng.* 89, 125–136.

Kalayci, C.B., Kaya, C., 2016. An ant colony system empowered variable neighborhood search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Expert Syst. Appl.* 66, 163–175. doi:10.1016/j.eswa.2016.09.017

Karaoglan, I., Altiparmak, F., 2015. A memetic algorithm for the capacitated location-routing problem with mixed backhauls. *Comput. Oper. Res.* 55, 200–216. doi:10.1016/j.cor.2014.06.009

- Karaoglan, I., Altiparmak, F., Kara, I., Dengiz, B., 2012. The location-routing problem with simultaneous pickup and delivery: Formulations and a heuristic approach. *Omega* 40, 465–477.
- Kassem, S., Chen, M., 2012. A heuristic method for solving reverse logistics vehicle routing problems with time windows. *Int. J. Ind. Syst. Eng.* 12, 207–222.
- Kim, B.I., Kim, S., Sahoo, S., 2006. Waste collection vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 33, 3624-3642.
- Küçüköğlu, İ., Öztürk, N., 2015. An advanced hybrid meta-heuristic algorithm for the vehicle routing problem with backhauls and time windows. *Comput. Ind. Eng.* 86, 60–68.
- Labadi, N., Prins, C., & Reghioui, M. (2008). A memetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *RAIRO-Operations research*, 42(3), 415-431.
- Lourenço, H.R., Martin, O., Stützle, T., 2002. Iterated local search. In: Glover, F., Kochenberger, G. (Eds.), *Handbook of Metaheuristics*. Kluwer Academic Publishers, Norwell, MA, 321-353.
- Laurent, B., Hao, J-K., 2009. Iterated local search for the multiple depot vehicle scheduling problem. *Computers & industrial engineering*, 57, 277-286.
- Li, H., Lim, A., 2003. A metaheuristic for the pickup and delivery problem with time windows. *Int. J. Artif. Intell. Tools* 12, 173–186.
- Li, Y., Chen, H., Prins, C., 2016. Adaptive large neighborhood search for the pickup and delivery problem with time windows, profits, and reserved requests. *Eur. J. Oper. Res.* 252, 27–38. doi:10.1016/j.ejor.2015.12.032
- Lin, C.K.Y., 2011b. A vehicle routing problem with pickup and delivery time windows, and coordination of transportable resources. *Comput. Oper. Res.* 38, 1596–1609.

- Lin, C.K.Y., 2008. A cooperative strategy for a vehicle routing problem with pickup and delivery time windows. *Comput. Ind. Eng.* 55, 766–782.
- Liu, R., Xie, X., Augusto, V., Rodriguez, C., 2013. Heuristic algorithms for a vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows in home health care. *Eur. J. Oper. Res.* 230, 475–486.
- Liu, S.-C., Chung, C.-H., 2008. A heuristic method for the vehicle routing problem with backhauls and inventory. *J. Intell. Manuf.* 20, 29–42. doi:10.1007/s10845-008-0101-9
- Männel, D., Bortfeldt, A., 2016. A hybrid algorithm for the vehicle routing problem with pickup and delivery and three-dimensional loading constraints. *Eur. J. Oper. Res.* 254, 840–858.
- Min, H., 1989. The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points. *Transportation Research Part A: General*, 23, 377–386.
- Mu, D., Wang, C., Zhao, F., Sutherland, J.W., 2016. Solving vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery using parallel simulated annealing algorithm. *Int. J. Shipp. Transp. Logist.* 8, 81–106.
- MDS Transmodal. (2012). DG MOVE European Commission: Study on urban freight transport. Final report
- Min, H., 1989. The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points. *Transp. Res. Part Gen.* 23, 377–386.
- Mingozzi, A., Giorgi, S., Baldacci, R., 1999. An exact method for the vehicle routing problem with backhauls. *Transp. Sci.* 33, 315–329.
- Mingyong, L., Erbao, C., 2010. An improved differential evolution algorithm for vehicle routing problem with simultaneous pickups and deliveries and time windows. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 23, 188–195.

- Minis, I., Tatarakis, A., 2011. Stochastic single vehicle routing problem with delivery and pick up and a predefined customer sequence. *Eur. J. Oper. Res.* 213, 37–51.
- Mitra, S., 2005. An algorithm for the generalized vehicle routing problem with backhauling. *Asia-Pac. J. Oper. Res.* 22, 153–169.
- Mitrović-Minić, S., Krishnamurti, R., Laporte, G., 2004. Double-horizon based heuristics for the dynamic pickup and delivery problem with time windows. *Transp. Res. Part B Methodol.* 38, 669–685.
- Montané, F.A.T., Galvao, R.D., 2006. A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service. *Comput. Oper. Res.* 33, 595–619.
- Mosheiov, G., 1998. Vehicle routing with pick-up and delivery: tour-partitioning heuristics. *Comput. Ind. Eng.* 34, 669–684.
- Murray, C. C., & Chu, A. G. (2015). The flying sidekick traveling salesman problem: Optimization of drone-assisted parcel delivery. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 54, 86-109.
- Nagy, G., Wassan, N.A., Speranza, M.G., Archetti, C., 2013. The vehicle routing problem with divisible deliveries and pickups. *Transp. Sci.* 49, 271–294.
- Nagy, G., Salhi, S., 2005. Heuristic algorithms for single and multiple depot vehicle routing problems with pickups and deliveries. *European Journal of Operational Research*, 162, 126–141.
- Nanry, W.P., Barnes, J.W., 2000. Solving the pickup and delivery problem with time windows using reactive tabu search. *Transp. Res. Part B Methodol.* 34, 107–121.

- Oesterle, J., Bauernhansl, T., 2016. Exact Method for the Vehicle Routing Problem with Mixed Linehaul and Backhaul Customers, Heterogeneous Fleet, time Window and Manufacturing Capacity. *Procedia CIRP* 41, 573–578.
- Osman, I., Wassan, N., 2002. A reactive tabu search metaheuristic for the vehicle routing problem with back-hauls. *Journal of Scheduling*, 5 (4), 263–285.
- Osman, I.H., Wassan, N.A., 2002. A reactive tabu search meta-heuristic for the vehicle routing problem with back-hauls. *J. Sched.* 5, 263–285.
- Palhazi Cuervo, D., Goos, P., Sörensen, K., Arráiz, E., 2014. An iterated local search algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. *Eur. J. Oper. Res.* 237, 454–464. doi:10.1016/j.ejor.2014.02.011
- Parragh, S., Doerner, K., Hartl, R., 2008. A survey on pickup and delivery problems: Part II: Transportation between pickup and delivery locations. *Journal für Betriebswirtschaft*, 58, 81-117.
- Penna, P., Subramanian, A., Ochi, L., 2011. An iterated local search heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem. *Journal of Heuristics*, 1-32.
- Polat, O., Kalayci, C.B., Kulak, O., Günther, H.-O., 2015. A perturbation based variable neighborhood search heuristic for solving the Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery with Time Limit. *Eur. J. Oper. Res.* 242, 369–382.
- Potvin, J.-Y., Duhamel, C., Guertin, F., 1996a. A genetic algorithm for vehicle routing with backhauling. *Appl. Intell.* 6, 345–355.
- Rahmani, Y., Cherif-Khettaf, W.R., Oulamara, A., 2015. A Local Search approach for the Two–Echelon Multi-products Location–Routing problem with Pickup and Delivery. *IFAC-Pap.* 48, 193–199.

- Rieck, J., Ehrenberg, C., Zimmermann, J., 2014. Many-to-many location-routing with inter-hub transport and multi-commodity pickup-and-delivery. *Eur. J. Oper. Res.* 236, 863–878.
- Ropke, S., Cordeau, J.-F., Laporte, G., 2007. Models and branch-and-cut algorithms for pickup and delivery problems with time windows. *Networks* 49, 258–272.
- Ropke, S., Pisinger, D., 2006. A unified heuristic for a large class of vehicle routing problems with backhauls. *Eur. J. Oper. Res.* 171, 750–775 .
- Ritchie, Hanna, and Max Roser. 2018. Urbanization. Published online at OurWorldInData.org Retrieved from: <https://ourworldindata.org/urbanization> [Online Resource].
- Salhi, S., Nagy, G., 1999. A cluster insertion heuristic for single and multiple depot vehicle routing problems with backhauling. *J. Oper. Res. Soc.* 1034–1042.
- Salhi, S., Wassan, N., Hajarat, M., 2013. The fleet size and mix vehicle routing problem with backhauls: formulation and set partitioning-based heuristics. *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.* 56, 22–35.
- Savelsbergh, M.W.P., Sol, M., 1995. The general pickup and delivery problem. *Transportation Science*, 29, 17-29.
- Stützle, T., 1998. Applying Iterated Local Search to the Permutation Flow Shop Problem. Technical report, AIDA-98-04, TU Darmstadt, FG Intellektik.
- Subramanian, A., Drummond, L., Bentes, C., Ochi, L., Farias, R., 2010. A parallel heuristic for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Computers & Operations Research*, 37, 1899-1911.
- Süral, H., Bookbinder, J.H., 2003a. The single-vehicle routing problem with unrestricted backhauls. *Networks* 41, 127–136. doi:10.1002/net.10067

- Salhi, S. , Rand, G. , 1987. Improvements to vehicle routing heuristics. *J. Oper. Res. Soc.* 38, 293–295
- Suman, B., & Kumar, P. (2006). A survey of simulated annealing as a tool for single and multiobjective optimization. *Journal of the operational research society*, 57(10), 1143-1160.
- Subramanian, A., Cabral, L.A.F., Ochi, L.S., 2008. An efficient ILS heuristic for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Relatório Téc. Universidade Fed. Flum. Disponível Em Httpwww Ic Uff Br~ Satoruindex Php.*
- Soysal, M., Cimen, M., & Demir, E. (2018). On the mathematical modeling of green one-to-one pickup and delivery problem with road segmentation. *Journal of cleaner production*, 174, 1664-1678.
- Tajik, N., Tavakkoli-Moghaddam, R., Vahdani, B., Mousavi, S.M., 2014. A robust optimization approach for pollution routing problem with pickup and delivery under uncertainty. *J. Manuf. Syst.* 33, 277–286.
- Tasan, S.A., Gen, M., 2012. A genetic Algorithm based approach to vehicle routing problem with simultaneous pickup and deliveries. *Computers & Industrial Engineering*, 62, 755-761.
- Thiels, C. A., Aho, J. M., Zietlow, S. P., & Jenkins, D. H. (2015). Use of unmanned aerial vehicles for medical product transport. *Air medical journal*, 34(2), 104-108.
- Tavakkoli-Moghaddam, R., Saremi, A.R., Ziaee, M.S., 2006a. A memetic algorithm for a vehicle routing problem with backhauls. *Appl. Math. Comput.* 181, 1049–1060.
- Thangiah, S.R., Potvin, J.-Y., Sun, T., 1996. Heuristic approaches to vehicle routing with backhauls and time windows. *Comput. Oper. Res.* 23, 1043–1057.
- Toth, P., Vigo, D., 1997. An exact algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. *Transp. Sci.* 31, 372–385.

- Tütüncü, G.Y., Carreto, C.A., Baker, B.M., 2009. A visual interactive approach to classical and mixed vehicle routing problems with backhauls. *Omega* 37, 138–154.
- Veenstra, M., Cherkesly, M., Desaulniers, G., Laporte, G., 2017a. The pickup and delivery problem with time windows and handling operations. *Comput. Oper. Res.* 77, 127–140. doi:10.1016/j.cor.2016.07.014
- Veenstra, M., Roodbergen, K.J., Vis, I.F.A., Coelho, L.C., 2017b. The pickup and delivery traveling salesman problem with handling costs. *Eur. J. Oper. Res.* 257, 118–132. doi:10.1016/j.ejor.2016.07.009
- Vincent, F.Y., Lin, S.-W., 2014. Multi-start simulated annealing heuristic for the location routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Appl. Soft Comput.* 24, 284–290.
- Wade, A.C., Salhi, S., 2002a. An investigation into a new class of vehicle routing problem with backhauls. *Omega* 30, 479–487.
- Wang, C., Mu, D., Zhao, F., Sutherland, J.W., 2015. A parallel simulated annealing method for the vehicle routing problem with simultaneous pickup–delivery and time windows. *Comput. Ind. Eng.* 83, 111–122. doi:10.1016/j.cie.2015.02.005
- Wang, Z., Wang, Z., 2009. A novel two-phase heuristic method for vehicle routing problem with backhauls. *Comput. Math. Appl.* 57, 1923–1928.
- Wassan, N., Wassan, N., Nagy, G., Salhi, S., 2016. The Multiple Trip Vehicle Routing Problem with Backhauls: Formulation and a Two-Level Variable Neighbourhood Search. *Comput. Oper. Res.*
- Wassan, N.A., Wassan, A.H., Nagy, G., 2008. A reactive tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pickups and deliveries. *J. Comb. Optim.* 15, 368–386.

- Wu, W., Tian, Y., Jin, T., 2016. A label based ant colony algorithm for heterogeneous vehicle routing with mixed backhaul. *Appl. Soft Comput.* 47, 224–234. doi:10.1016/j.asoc.2016.05.011
- Wang, H.F., Chen, Y.Y., 2012. A genetic algorithm for the simultaneous delivery and pickup problems with time window. *Computers & Industrial Engineering*, 62, 84-95.
- Wang, X., Poikonen, S., & Golden, B. (2017). The vehicle routing problem with drones: several worst-case results. *Optimization Letters*, 11(4), 679-697.
- Wade, A.C., Salhi, S., 2002a. An investigation into a new class of vehicle routing problem with backhauls. *Omega* 30, 479–487.
- Wu, W., Tian, Y., Jin, T., 2016. A label based ant colony algorithm for heterogeneous vehicle routing with mixed backhaul. *Appl. Soft Comput.* 47, 224–234. doi:10.1016/j.asoc.2016.05.011
- Wohlsen, M. (2014). The next big thing you missed: Amazon’s delivery drones could work—they just need trucks. *Wired. com*. [<http://www.wired.com/2014/06/the-nextbig-thing-you-missed-delivery-drones-launched-from-trucks-are-the-future-ofshipping/>]. Accessed 10/15/2014.].
- Yalcin, G.D., Erginel, N., 2015. Fuzzy multi-objective programming algorithm for vehicle routing problems with backhauls. *Expert Syst. Appl.* 42, 5632–5644.
- Zachariadis, E. E., Tarantilis, C. D., and Kiranoudis, C. T., 2010. An adaptive memory methodology for the vehicle routing problem with simultaneous pick-ups and deliveries. *European Journal of Operational Research*, 202, 401–411.
- Zachariadis, E.Z., Kiranoudis, C.T., 2011. A local search metaheuristic algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-ups and deliveries. *Expert Systems with Applications*. 38, 2717-2726.

Zachariadis, E.E., Kiranoudis, C.T., 2012. An effective local search approach for the Vehicle Routing Problem with Backhauls. *Expert Syst. Appl.* 39, 3174–3184. doi:10.1016/j.eswa.2011.09.004

Zachariadis, E.E., Tarantilis, C.D., Kiranoudis, C.T., 2009. A hybrid metaheuristic algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up service. *Expert Syst. Appl.* 36, 1070–1081.

Zhang, T., Chaovalitwongse, W.A., Zhang, Y., 2014. Integrated Ant Colony and Tabu Search approach for time dependent vehicle routing problems with simultaneous pickup and delivery. *J. Comb. Optim.* 28, 288–309.

Zhang, T., TIAN, W., ZHANG, Y., LIU, S., 2008. Improved ant colony system for VRPSPD with maximum distance constraint. *Syst. Eng.-Theory Pract.* 28, 132–140.

Zhao, F., Li, S., Sun, J., Mei, D., 2009. Genetic algorithm for the one-commodity pickup-and-delivery traveling salesman problem. *Comput. Ind. Eng.* 56, 1642–1648. doi:10.1016/j.cie.2008.10.014

Zhong, Y., Cole, M.H., 2005. A vehicle routing problem with backhauls and time windows: a guided local search solution. *Transp. Res. Part E Logist. Transp. Rev.* 41, 131–144.

http://www.wolterskluwerfrance.fr/wp-content/uploads/2015/04/WK_avis-d-expert-transport-et-transition-energetique-mars15-VF-1.pdf

<http://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/transports/i/transport-marchandises.html>

Problème de gestion de distribution : cas de tournées de véhicules avec collecte et livraison de marchandises dans un réseau multimodal

Hamdi RADHOU

Résumé

La distribution du fret urbain est essentielle au fonctionnement des économies urbaines. Cependant, il contribue de manière significative à des problèmes tels que la congestion du trafic et la pollution de l'environnement. Afin de répondre aux défis de la société moderne, l'organisation des processus logistiques nécessite des effets d'optimisation synergique des processus physiques et l'application de technologies innovantes. L'accent est mis sur l'optimisation continue des processus dans le but de fournir au client final des services plus rapides, de meilleure qualité et plus rentables. L'objectif principal de cette recherche est de contribuer à l'écologisation de la distribution de fret urbain, qualité et rapidité des services et minimisation des coûts du transport en développant de nouveaux modèles mathématiques et algorithmes concernant le problème de collecte et livraison de marchandises. Ainsi, cette thèse montre l'importance de l'intégration du drone avec les camions dans la distribution de quelques marchandises.

Mots-clés : Transport de marchandises, drone, camion, optimisation, logistique, méta-heuristique, modélisation, collecte et livraison

Abstract

The distribution of urban freight is essential to the functioning of urban economies. However, it contributes significantly to problems such as traffic congestion and environmental pollution. In order to meet the challenges of modern society, the organization of logistics processes requires synergistic optimization effects of physical processes and the application of innovative technologies. The emphasis is on the continuous optimization of processes with the aim of providing the end customer with faster, better and more profitable services. The main objective of this research is to contribute to the greening of urban freight distribution, quality and speed of services and minimization of transport costs by developing new mathematical models and algorithms concerning the problem of collection and delivery of goods. Thus, this thesis shows the importance of the integration of the drone with the trucks in the distribution of some goods.

Keywords: Goods transport, drone, truck, optimization, logistics, metaheuristics, modeling, pickup and delivery