



**HAL**  
open science

# Optimisation pour des problèmes industriels de tournées de véhicules : vers une transition énergétique

Abdelaziz Benantar

► **To cite this version:**

Abdelaziz Benantar. Optimisation pour des problèmes industriels de tournées de véhicules : vers une transition énergétique. Autre [cs.OH]. Normandie Université, 2017. Français. NNT : 2017NORMLH12 . tel-03035018

**HAL Id: tel-03035018**

**<https://theses.hal.science/tel-03035018>**

Submitted on 2 Dec 2020

**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.



Normandie Université

## THÈSE

**Pour obtenir le diplôme de doctorat**

**Spécialité : Informatique**

**Préparée au sein de l'université du Havre**

### **Optimisation pour des problèmes industriels de tournées de véhicules : Vers une transition énergétique**

**Présentée et soutenue par  
Abdelaziz BENANTAR**

**Thèse soutenue publiquement le 01/12/ 2017  
devant le jury composé de**

Mr. Abdelhamid Benaini	Professeur, Université Le Havre-Normandie	Président
Mr. Christian Prins	Professeur , Université de Troyes	Rapporteur
Mr. Ammar Oulamara	Professeur , Université de Lorraine	Rapporteur
Mr. Abdelghani Bekrar	Maître de conférences, Université de Valenciennes	Examineur
Mme. Dalila Boudebous	Maître de conférences, Université Le Havre-Normandie	Examineur
Mr. Jaouad Boukachour	HDR, Université Le Havre-Normandie	Directeur de thèse

**Thèse dirigée par Jaouad BOUKACHOUR, laboratoire LMAH**



*À mes parents*

*À ma femme et mes enfants*

*À tous ceux qui me sont chers*

A. B.

## REMERCIEMENTS

Le travail présenté dans ce manuscrit n'aurait pas eu lieu sans le soutien et l'aide apportés par les personnes citées ci-dessous. Je voudrais donc leur témoigner ma gratitude et ma reconnaissance.

En premier lieu, mes parents qui sont et ont toujours été tout pour moi. Sans eux, sans leurs sacrifices, rien n'aurait été possible pour moi. Je leur rend hommage à travers cet accomplissement personnel que représente cette thèse pour moi.

Je remercie par la suite le professeur JAOUAD BOUKACHOUR, mon directeur de thèse. J'ai beaucoup appris à ses côtés. Je le remercie pour son encadrement rigoureux, pour sa disponibilité permanente et pour ses qualités humaines.

Mes remerciements les plus vifs s'adressent à ceux qui m'ont fait l'honneur de faire partie du jury de ma thèse :

Messieurs CHRISTIAN PRINS, Professeur à l'université de Troyes, et AMMAR OULAMARA, Professeur à l'université de lorraine, d'avoir bien voulu accepter de rapporter ce travail de thèse.

Monsieur ABDELHAMID BENAINI, Professeur à l'université du Havre, ainsi qu'à Madame DALILA BOUDEBOUS, Maître de conférences à l'université du Havre, et Monsieur ABDELGHANI BEKRAR, Maître de conférences à l'université de valenciennes, d'avoir accepté d'être membres du jury de cette thèse.

Je ne saurais oublier de remercier tout particulièrement ma femme pour sa présence inestimable et ses encouragements.

Pour finir, mes derniers mots de remerciements vont tout naturellement à ma famille, mes amis et une pensée à tous ceux qui me sont chers et qui ne sont plus parmi nous.

---

**OPTIMISATION DES PROBLÈMES  
INDUSTRIELS DES TOURNÉES DE  
VÉHICULES : VERS UNE TRANSITION  
ÉNERGÉTIQUE**

---

# OPTIMISATION DES PROBLÈMES INDUSTRIELS DES TOURNÉES DE VÉHICULES : VERS UNE TRANSITION ÉNERGÉTIQUE

**Résumé.** — La thèse porte sur l'étude de problèmes réels de transport et de distribution par voie routière. Il s'agit plus précisément de deux problèmes distincts d'optimisation des tournées de véhicules ; la distribution de produits pétroliers et le transfert des conteneurs. La résolution du premier problème, identifié comme le problème de tournées de véhicules avec compartiments multiples et fenêtres de temps ou MCVRP-TW (Multi-Compartment Vehicle Routing Problem with Time Windows), est basée sur une méthode de recherche tabou. Une adaptation de la méthode de résolution a été appliquée à deux autres problématiques annexes, la première intègre des contraintes supplémentaires liées à l'opération de chargement des produits pétroliers dans les compartiments, et la seconde inclut le concept d'ajustement des quantités demandées.

Par ailleurs, dans l'optique d'une transition énergétique, nous nous sommes intéressés au problème de transfert des conteneurs par camions électriques dans la zone industrialo-portuaire du Havre. L'optimisation se situe à deux niveaux, un niveau stratégique pour le dimensionnement de l'infrastructure électrique et un niveau opérationnel pour la construction des tournées de véhicules. Seul le niveau stratégique a été abordé dans le cadre d'un projet de recherche grâce à un couplage de l'optimisation et la simulation.

**Mots clés :** Recherche opérationnelle, optimisation combinatoire, métaheuristiques, tournées de véhicules, véhicules électriques, transport, logistique pétrolière, logistique portuaire.

**Abstract.** The thesis focuses on the study of real road transportation and distribution problems. The question concerns in particular the optimization of two different vehicle routing problems arising in the distribution of petroleum products and the transfer of containers. The first problem, modelled as an application of the multi-compartment vehicle routing problem with time windows (MCVRPTW), is solved by using a tabu search method. The same method is then applied to two other variants. One introduces additional constraints related to loading operations for petroleum products on the compartments, while the other one includes the adjustment concept in quantities applied for.

Moreover, in the context of an energy transition, we addressed the container transfer problem using a fleet of electric trucks in the industrial port zone of Le Havre. The optimization involves two levels : the strategic level for dimensioning electrical infrastructures and the operational level for constructing the vehicle routes. Only the strategic level is tackled with a research project thanks to a coupling of optimization and simulation.

**Keywords :** Operational research, combinatorial optimization, metaheuristics, vehicle routing, electric vehicles, transport, petroleum logistics, port logistics.

# TABLE DES MATIÈRES

<b>Liste des figures</b> .....	xi
<b>Liste des tables</b> .....	xiii
<b>Introduction générale</b> .....	1
<b>1. Contexte et problématique</b> .....	4
1.1. Introduction .....	4
1.2. La logistique .....	4
1.3. La chaîne logistique .....	5
1.3.1. Définition de la chaîne logistique .....	5
1.3.2. Structures de la chaîne logistique .....	6
1.3.3. Fonctions de la chaîne logistique .....	6
1.3.4. Flux de la chaîne logistique .....	8
1.3.5. Niveaux décisionnels dans la chaîne logistique .....	9
1.4. Gestion de la chaîne logistique (supply chain management) .....	10
1.4.1. Modélisation de la chaîne logistique .....	12
1.4.2. Optimisation de la chaîne logistique .....	13
1.5. La logistique du transport .....	14
1.6. Contexte industriel .....	15
1.6.1. L'entreprise NAFTAL .....	15
1.6.2. Problème d'approvisionnement de stations-services .....	18
1.7. Objectifs de la thèse .....	21
<b>2. État de l'art</b> .....	23
2.1. Introduction .....	23



2.2. Problème de tournées de véhicules et ses généralisations .....	23
2.2.1. Le problème du voyageur de commerce TSP .....	23
2.2.2. Le problème de tournées de véhicules VRP .....	24
2.2.3. Variantes du VRP .....	27
2.3. Problèmes de tournées de véhicules évoqués dans le cadre de cette thèse .....	31
2.3.1. Problème de tournées de véhicules avec compartiments multiples MCVRP ..	31
2.3.2. Problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps VRPTW .....	36
2.3.3. Problème de tournées de véhicules avec contraintes de chargement .....	37
2.4. Méthodes de résolution .....	38
2.4.1. Méthode exactes .....	39
2.4.2. Méthodes approchées .....	40
2.5. Conclusion .....	59
<b>3. Le MCVRP avec fenêtres de temps .....</b>	<b>60</b>
3.1. Introduction .....	60
3.2. Problématique industrielle .....	60
3.2.1. Méthode actuelle de distribution .....	60
3.2.2. Caractéristiques .....	61
3.2.3. Hypothèses .....	61
3.2.4. Contraintes .....	61
3.2.5. Objectifs .....	62
3.3. Travaux autour de ce problème .....	62
3.4. Formulation mathématique .....	62
3.4.1. Exploitation et analyse des données .....	63
3.4.2. Notations .....	63
3.4.3. Contraintes et interprétations .....	64
3.4.4. Fonction objectif .....	65
3.4.5. Modèle mathématique .....	66
3.5. Approche de résolution .....	66
3.5.1. Solution initiale .....	67
3.5.2. Structure du voisinage .....	68
3.5.3. Taille du voisinage .....	70
3.5.4. Fonction de pénalité .....	74
3.5.5. Liste tabou .....	75
3.5.6. Stratégies de diversification et intensification .....	76
3.5.7. Vue algorithmique .....	77

3.6. Résultats numériques	79
3.6.1. Génération des instances	79
3.6.2. Paramétrage	79
3.6.3. Application au MCVRP-TW	80
3.6.4. Application au VRPTW	81
3.6.5. Application industrielle	82
3.7. Conclusion	84
<b>4. Le MCVRP avec ajustement des demandes</b>	<b>87</b>
4.1. Introduction	87
4.2. Travaux autour de ce problème	87
4.3. Formulation mathématique	88
4.3.1. Notations	89
4.3.2. Variables de décisions	89
4.3.3. Modèle mathématique	89
4.4. Approche de résolution	91
4.4.1. Phase de chargement	91
4.4.2. Phase de construction	91
4.4.3. Phase d'amélioration	93
4.4.4. Post-optimisation	94
4.5. Résultats numériques	95
4.5.1. Génération des instances	96
4.5.2. Paramétrage	96
4.5.3. Application industrielle	96
4.5.4. Application au MCVRP-AD	97
4.5.5. Impact de la statistique de Kolmogorov-Smirnov (KSS)	100
4.5.6. Impact de l'ajustement	101
4.6. Conclusion	103
<b>5. Vers le transport routier électrique : Le projet GREEN TRUCK</b>	<b>105</b>
5.1. Introduction	105
5.2. Motivation	105
5.3. Contexte industriel	107
5.3.1. Problématique et objectifs	107
5.3.2. Caractéristiques du problème	109
5.3.3. Hypothèses	109

5.3.4. Contraintes .....	110
5.4. Positionnement scientifique du problème .....	110
5.5. Méthodologie de résolution .....	111
5.5.1. Phase d'exploitation et analyse des données .....	111
5.5.2. Phase de dimensionnement .....	112
5.6. Implémentation et résultats .....	122
5.6.1. Résultats techniques .....	122
5.6.2. Résultats économiques .....	124
5.7. Travaux connexes .....	127
5.8. Conclusions et perspectives .....	131
<b>6. Conclusion et perspectives .....</b>	<b>135</b>
<b>Bibliographie .....</b>	<b>138</b>

## LISTE DES FIGURES

1 Structures de la chaîne logistique (Huang et al. [119])	7
2 Pyramide des niveaux décisionnels	10
3 Activités opérationnelles de NAFTAL	17
4 Répartition des capacités de stockage des carburants terre	18
5 Schéma de la chaîne logistique de NAFTAL	19
6 Produits commercialisés par NAFTAL	20
1 Les méthodes de résolution du VRP	39
2 Construction d'une tournée par l'heuristique de savings	41
3 Construction d'une tournée par l'heuristique du plus proche voisin	42
4 Construction d'une tournée par l'heuristique de balayage	43
5 Description du phénomène de cyclage	49
6 Choix de voisinage dans la VNS ([74])	53
7 Fonctionnement général d'un algorithme évolutionnaire	56
1 Heuristiques de chargement et construction des tournées : (a) Localisation du dépôt et clients.(b) solution de chargement et ordre de visites des clients.(c) Séquence de visites des clients.(d) Solution initiale.	69
2 Structure du voisinage.	70
3 L'instance R101 de Solomon [202].	73
4 Diagramme Quantile-Quantile comparé avec la loi GEV.	74
5 Un exemple d'une liste candidate.	74

1 Représentation de la liste tabou. . . . .	94
2 Impact de la KSS sur (a) le temps de calcul et (b) la qualité de la solution. . . . .	102
3 Impact de l'ajustement sur (a) le coût total (b) la quantité livrée et (3) le nombre de camions utilisés. . . . .	103
1 Répartition par source des émissions de GES en France en 2013. . . . .	106
2 La zone industrialo-portuaire du Havre. . . . .	108
3 Cartographie et topographie du réseau d'étude. . . . .	112
4 Caractéristiques du pont du Grand Canal. . . . .	115
5 Processus d'implémentation des trajets sur Anylogic. . . . .	120
6 Organigramme de la logique de fonctionnement du véhicule dans Anylogic. . . . .	121
7 Résultats de la simulation. . . . .	122
8 Aperçu de l'interface de la simulation. . . . .	123
9 Résultats de dimensionnement sur la mission (8+1). . . . .	124
10 Puissance de la batterie en fonction de la vitesse du véhicule. (Poids = 44 tonnes). . . . .	124
11 Détail du coût total de dimensionnement sur la mission (8+1). . . . .	125
12 Hypothèses de comparaison des deux solutions : électrique et Diesel. . . . .	126
13 Résultats de comparaison : cas de technologie par induction. . . . .	127
14 Résultats de comparaison : cas de technologie par conduction. . . . .	127

## LISTE DES TABLES

1 Quelques différences entre les trois modélisations des chaînes logistiques selon Taylor [217].	13
1 Synthèse d'ajustement	73
2 Paramètres utilisés par la recherche tabou	80
3 Résultats sur les instances du MCVRP-TW	81
4 Comparaison de la recherche tabou et du CPLEX sur les petites instances	82
5 Comparaison de la recherche tabou avec différentes heuristiques	83
6 Résultats sur les instances réelles	86
1 Résultats sur la classe d'instances $S_1$ .	97
2 Résultats sur la classe d'instances $S_2$ avec 10 clients et $\lambda_{ip} = 5\%$ .	98
3 Résultats sur la classe d'instances $S_2$ avec 15 clients et $\lambda_{ip} = 5\%$ .	99
4 Résultats sur la classe d'instances $S_3$ .	100
5 Impact de la KSS sur la performance de la recherche tabou.	101
6 Impact de l'ajustement sur la qualité de la solution.	102
1 Caractéristiques de la mission (8+1).	123
2 Récapitulatif des résultats de dimensionnement sur la mission (8+1).	125

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

Le pétrole illustre l'un des principaux enjeux économiques et géostratégiques dès son exploitation dans des différents domaines, notamment l'industrie. Il demeure aussi le moteur de certains pays producteurs, dont l'Algérie fait partie. Ces pays restent tributaires de cette source d'énergie qui est, très souvent, soumise à des fluctuations de prix issues des aléas dépassant leur volonté. D'où la dépendance économique de ces pays.

L'Algérie recèle des réserves pétrolières immenses. Celles-ci ont été utilisées dès les premières années de l'indépendance comme support essentiel pour son développement et ceci, par l'intermédiaire de la société nationale des hydrocarbures *SONATRACH*.

Voulant profiter du revenu total des hydrocarbures pour développer tous les secteurs économiques, l'Algérie ne se contenta pas de produire uniquement ce précieux liquide. Et c'est ainsi qu'est né le marketing pétrolier en prenant en charge de nouveaux secteurs tel que le transport de la façon la moins onéreuse possible.

En optant pour cette politique économique, afin de satisfaire les besoins de toute la population et des secteurs consommateurs de produits pétroliers et dérivés, les hautes instances du pays ont opté pour la création de l'entreprise NAFTAL, filiale de SONATRACH, pour s'occuper exclusivement des activités de distribution et de commercialisation des produits pétroliers sur tout le territoire national. Cette distribution doit permettre la satisfaction des besoins des consommateurs. Les difficultés liées à cette activité proviennent en général de la vétusté des infrastructures et moyens de transport, de l'inexistence des plans de distribution et enfin de la très grande dispersion géographique des consommateurs.

C'est dans cette optique que nous nous sommes penchés sur un problème pratique concernant la distribution de quatre produits ayant une importance stratégique dans la vie économique et sociale, en l'occurrence, l'essence super sans plomb, l'essence super, l'essence normale et le gasoil qui forment la famille des carburants blancs. Ainsi, le transport de ces produits par camions citernes ne cesse de se développer d'année en année. Cela provient de l'augmentation,

d'une part, de la consommation de ces produits, et d'autre part, de la part du transport routier par rapport aux autres modes de transport (ferroviaire, maritime et canalisation).

À partir des exemples concrets de deux unités opérationnelles des régions CENTRE et EST du pays, nous avons analysé, d'une manière critique, le réseau actuel de distribution par camions citernes compartimentés pour une meilleure maîtrise des coûts de distribution. Cette analyse porte aussi bien sur les moyens utilisés que sur les itinéraires empruntés par les camions citernes qui transportent l'ensemble des produits pétroliers de leurs source d'approvisionnement jusqu'à leurs destinations finales.

Pour répondre à cette problématique et aux objectifs de cette thèse et présenter les différentes étapes suivies ainsi que les résultats obtenus, ce manuscrit suit une démarche séquentielle avec une première phase essentiellement théorique, suivie d'une deuxième phase plus expérimentale. Il se décline en six chapitres.

Le premier chapitre décrit le contexte et la problématique de notre recherche. En effet, nous présentons d'abord un panorama sur les généralités et les définitions utilisées dans le domaine de la logistique. Puis, nous répertorions les principales caractéristiques, telles que les structures, les flux et les niveaux décisionnels de la chaîne logistique et nous décrivons l'activité de transport. À la fin de ce chapitre, nous présentons le contexte industriel de NAFTAL qui a motivé notre étude des problèmes de tournées de véhicules compartimentés ou MCVRP (Multi-Compartment Vehicle Routing Problem) et leurs applications dans la logistique pétrolière.

Le deuxième chapitre présente une revue de la littérature sur les divers thèmes reliés à notre problématique. Il s'agit de la littérature des problèmes de tournées de véhicules et leurs applications dans le domaine de la logistique pétrolière. L'objectif étant de rappeler les concepts de base nécessaires à la compréhension des problèmes de tournées de véhicules, tant pour les modélisations que pour les approches de résolution les plus réputées.

Le troisième chapitre traite le problème d'optimisation des tournées de véhicules avec fenêtres de temps (MCVRP-TW). L'étude de ce problème commence par décrire le problème réel de l'entreprise, appelé également *problème d'approvisionnement de stations-services avec fenêtres de temps*, avant d'en proposer une formulation mathématique. Une courte revue de la littérature est présentée, portant essentiellement sur quelques applications similaires et permettant ainsi de positionner notre problème dans cette littérature. Enfin, des méthodes de construction et d'amélioration ont été proposées dans le but de générer des solutions initiales puis de les améliorer avec différents voisinages. Ces méthodes sont intégrées dans la métaheuristique de recherche tabou.



Une extension du MCVRP-TW est également abordée après avoir ajouté des contraintes supplémentaires liées à l'opération de chargement des produits pétroliers dans les compartiments. L'objectif est d'évaluer l'impact de ce chargement sur les programmes de planification de tournées de véhicules. Les travaux de la littérature relatifs à ce problème sont analysés. En plus d'une formulation mathématique, l'approche heuristique développée pour le MCVRP-TW est reprise pour la résolution de cette variante.

Le quatrième chapitre se focalise sur le MCVRP avec contraintes d'ajustement des quantités demandées. Cette variante du problème est inspirée de la pratique de l'entreprise NAFTAL dans les situations de crise. La métaheuristique recherche tabou à laquelle est intégrée une heuristique de réduction de voisinage a été développée pour résoudre ce problème.

Le cinquième chapitre met en exergue les efforts actuellement déployés par les industriels dans le cadre de la transition énergétique afin de remplacer les véhicules thermiques par les véhicules électriques. Plus précisément, ce chapitre décrit notre contribution au projet *Green Truck*, porté par le Grand Port Maritime du Havre (GPMH) et financé par la région Normandie (France), visant à étudier la faisabilité technico-économique de la solution électrique pour le transport routier des conteneurs au sein de la zone industrialo-portuaire du Havre. Notre contribution, à la fois stratégique et opérationnelle, porte sur deux points :

- Faire une analyse critique du réseau actuel de transport par véhicules thermiques pour une meilleure maîtrise des coûts de transport. Cette analyse porte aussi bien sur les moyens que sur les itinéraires empruntés par les véhicules thermiques entre les différents acteurs portuaires (transporteurs routiers, terminaux maritimes, zones logistiques, etc.).
- Étudier la mise en œuvre des conditions d'une transition des véhicules thermiques vers des véhicules électriques. Cette transition se traduit par (1) le choix de la technique et le mode de recharge des batteries de véhicules électriques, (2) l'allocation optimale d'infrastructure des véhicules électriques, compte tenu de la technique adoptée et des contraintes techniques et pratiques de la traction portuaire, et enfin (3) l'optimisation de ces itinéraires en fonction de la nouvelle source d'énergie tout en maintenant la qualité de service, quel que soit le trafic présent sur la zone portuaire.

Enfin, la thèse se conclut par les résultats obtenus, les contributions apportées et les perspectives de recherche.

# CHAPITRE 1

## CONTEXTE ET PROBLÉMATIQUE

### 1.1. Introduction

L'essentiel de notre travail de thèse présenté dans ce manuscrit répond à un besoin réel issu du monde de l'industrie pétrolière. Il traite de la modélisation et propose des approches d'optimisation de la chaîne logistique dans un contexte de distribution des produits pétroliers. Afin de mieux cerner le contexte et la problématique de la recherche, ce chapitre fait l'objet d'un panorama sur les généralités et les définitions utilisées par la communauté scientifique travaillant dans le domaine de la gestion de la chaîne logistique.

### 1.2. La logistique

Avant de définir la chaîne logistique et identifier ses principaux composants, nous commençons tout d'abord par introduire la notion de la logistique et ses différents types. Cette notion vient d'un mot grec "*logistike*" signifiant l'art du raisonnement et du calcul. Historiquement, la logistique trouve ses origines dans le domaine militaire où elle définit l'ensemble des techniques nécessaires aux activités de soutien (réapprovisionnement en armes, munitions, uniformes, chaussures, etc) et aux opérations militaires.

Par la suite, cette notion s'est vue appropriée par le milieu industriel notamment avec la reconversion des spécialistes militaires en logistique dans les entreprises industrielles. Depuis, la logistique a évolué avec l'évolution du marché et des systèmes industriels. Actuellement, elle recouvre diverses fonctions et activités à savoir l'achat, l'approvisionnement, la production, la gestion des stocks, le transport et la distribution. Une telle diversité a été à l'origine d'un désaccord total entre les spécialistes sur la définition du concept "*logistique*", ce qui a donné lieu à une multitude de tentatives de définitions. Parmi celles-ci, nous retenons la définition proposée par l'association française de normalisation "AFNOR". Selon elle, *la logistique est*

*une fonction dont la finalité est la satisfaction des besoins exprimés aux meilleures conditions économiques pour l'entreprise et pour un niveau de service déterminé [3].*

Bien qu'il existe une assez vaste littérature sur les types de la logistique, nous n'en ferons ici qu'un bref survol de ceux qui sont très présents dans l'industrie :

- *Logistique d'approvisionnement* : achat des matières premières, sélection de fournisseurs.
- *Logistique de production* : planification de la production. Elle est appelé également *logistique interne*.
- *Logistique de distribution* : transport et acheminement.
- *Logistique de soutien* : organisation de tout ce qui est nécessaire pour rendre opérationnel un système industriel donné. Nous citons, par exemple, la prévision et l'entretien.
- *Logistique inverse* : traitement des retours des produits, recyclage.
- *Logistique de service* : système bancaire, télécommunication.

L'objectif commun à toutes ces logistiques est d'atteindre une haute performance en optimisant leurs ressources et en réduisant leurs coûts. De nos jours, la globalisation est devenue une réalité ; le concept de logistique a cédé sa place au terme chaîne logistique et il en est ainsi parce que les grandes entreprises ont trouvé dans la globalisation une nécessité de s'orienter vers une optimisation globale, plutôt que de se contenter d'une somme d'optimisations locales. La *logistique globale* représente ainsi l'ensemble des activités internes ou externes à l'entreprise apportant de la valeur ajoutée aux produits et des services aux clients [58].

### 1.3. La chaîne logistique

**1.3.1. Définition de la chaîne logistique.** — De nombreuses définitions du terme chaîne logistique (Supply Chain) sont proposées dans la littérature selon le domaine d'application auquel la fonction logistique est destinée. Cela montre qu'il n'y a pas une définition universelle. Mentzer et al. [149] ont recensé quelques définitions de la chaîne logistique les plus représentatives dans le monde académique. Chopra et Meindil [46] ont publié un des livres les plus importants concernant les chaînes logistiques. Ils ont étendu la revue de Mentzer et al. [149] en ajoutant d'autres définitions et en définissant la chaîne logistique comme suit : *une chaîne logistique consiste en toutes les étapes impliquées directement ou indirectement dans la satisfaction de la requête d'un client. La chaîne logistique inclut non seulement le fabricant et ses fournisseurs, mais aussi les transporteurs, les centres d'entreposage, les détaillants et les clients eux-mêmes.*

En analysant ces définitions, on peut constater qu'elles se distinguent par leur approche, et ce, malgré qu'elles mettent en évidence une cohérence concernant la finalité de la chaîne logistique. On distingue généralement deux visions de la chaîne logistique, l'une définit le

produit comme critère d'identification des acteurs de la chaîne, tandis que l'autre aborde la chaîne logistique du point de vue de l'entreprise.

Lorsque le concept de la chaîne logistique est abordé du point de vue du produit, alors on considère tous les flux de matière nécessaires à l'élaboration d'un produit ou d'une famille de produits. Dans ce contexte, Rota et al. [193] définissent la chaîne logistique d'un produit donné comme *l'ensemble des entreprises qui interviennent dans les processus de fabrication, de distribution et de vente du produit, du premier fournisseur au client ultime*. Les approches considérant que la chaîne logistique est centrée sur l'entreprise, se limitent parfois aux fournisseurs et aux clients de l'entreprise. Cela est justifié par le fait que certaines entreprises n'aient pas de vision globale du processus de fabrication d'un produit [68].

**1.3.2. Structures de la chaîne logistique.** — Les structures des chaînes logistiques diffèrent selon les propriétés des acteurs ou de partenaires (acheteurs, producteur, stockeur, transporteur, vendeur, etc) qui interviennent lors de sa conception. Dans la littérature, plusieurs architectures ont été proposées dans le but d'offrir des cadres de modélisation pour l'étude des chaînes logistiques. Huang et al. [119] ont extrait, à partir des cas réels, une typologie spécifique des chaînes logistiques. Comme présenté en figure 1, cette typologie se décline en cinq types :

- *Structure série* : Dans cette structure, chaque acteur de la chaîne alimente un et un seul autre acteur en aval.
- *Structure dyadique* : Elle représente un cas particulier de la structure série avec seulement deux acteurs.
- *Structure divergente* : Appelée également structure de distribution, elle permet d'alimenter plusieurs acteurs de la chaîne par un et un seul acteur. Par exemple, elle permet de modéliser un réseau de distribution afin d'étudier la localisation ou le dimensionnement des sites de ce réseau.
- *Structure convergente* : Ici, l'acteur principal dans la chaîne est alimenté par plusieurs autres acteurs. Cette structure est très présente dans les systèmes d'assemblage où le choix des fournisseurs peut être un sujet d'étude.
- *Structure réseau* : Peut être vue comme une combinaison des structures : convergente et divergente. Elle est présente dans les chaînes logistiques les plus complexes.

**1.3.3. Fonctions de la chaîne logistique.** — Globalement, les fonctions d'une chaîne logistique décrivent toutes les étapes allant de l'achat et l'approvisionnement auprès des fournisseurs jusqu' à la vente aux clients en passant par toutes les étapes intermédiaires de production, stockage et transport.

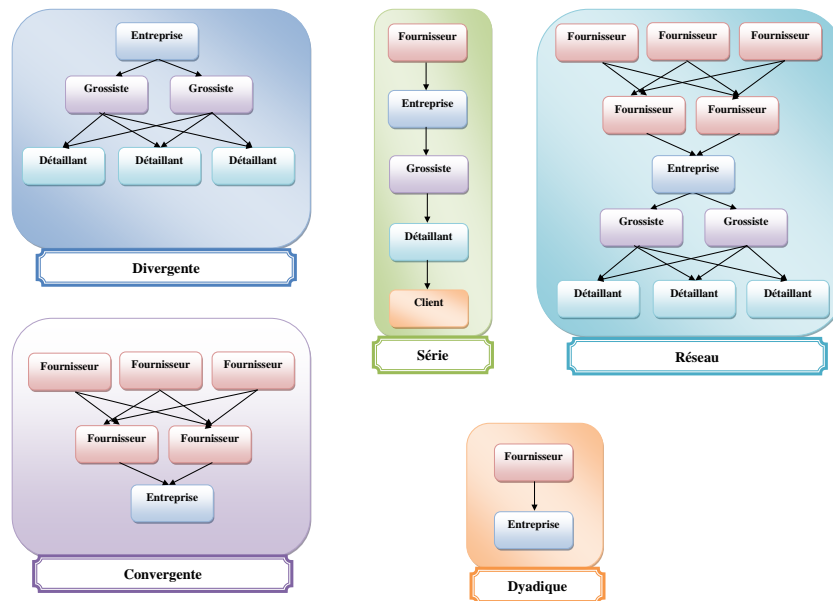


FIGURE 1. Structures de la chaîne logistique (Huang et al. [119])

*1.3.3.1. Approvisionnement (Achat).* — L’approvisionnement constitue la phase la plus en amont de la chaîne logistique, quelque soit son origine interne (fabrication à l’entreprise) ou externe (fournisseur externe). Il est généralement contraint par des délais de livraison des fournisseurs (approvisionnement externe) ou par des ordres de fabrication/d’assemblage (approvisionnement interne). Cela a un impact sur les coûts des produits finis, sur les marges financières, sur les niveaux de stock ainsi que la qualité de service. Dans le cas d’un approvisionnement externe, les coûts comportent les prix d’achat et les coûts de commande liés aux frais d’administration, de transport et de réception. Les coûts de commande dans le cas d’un approvisionnement interne sont constitués par le coût de lancement de la production.

*1.3.3.2. La production.* — La fonction de production assure la fabrication, le développement ou la transformation de matières premières et/ou de produits semi-finis en produits semi-finis et/ou finis. Elle est constituée des acteurs intervenant dans les différentes phases de fabrication du produit et/ou service de l’entreprise principale. La gestion de la production est donc une problématique en soi et vise à trouver un équilibre entre la réactivité et les coûts.

*1.3.3.3. Le stockage.* — La fonction de stockage est l’une des clés de la réussite et de l’optimisation de la chaîne logistique. Elle joue un rôle prépondérant dans la compensation (1) des écarts entre la prévision et la réalité, (2) des fluctuations de demande, (3) des accidents de production, etc. Ces différentes raisons nécessitent le stockage tout au long de la chaîne logistique

en commençant par le stock de matières premières, le stock des marchandises, le stock des produits en cours de production et finalement le stock des produits finis.

Puisque chaque produit stocké engendre un coût et parfois un risque surtout dans le cas d'un produit spécifique (périssable, inflammable, etc.), la question de l'équilibre entre la réactivité et la réduction des coûts se pose également et l'optimisation des stocks devient aussi une nécessité.

*1.3.3.4. Transport (distribution).* — Tout au long de la chaîne, la fonction de transport consiste à acheminer les produits n'ayant plus besoin d'une transformation ultérieure. Il s'agit du transport des matières premières, des composants entre usines ou vers les centres de stockage et/ou distribution et enfin le transport des produits finis vers les clients. Les problèmes de transport et/ou distribution peuvent être classifiés en deux grandes catégories : les problèmes de tournées de véhicules et les problèmes de flux.

Les problèmes de tournées de véhicules, objet de notre thèse, cherchent à trouver les meilleurs trajets possibles permettant la visite de différents points de collecte et/ou de distribution à partir d'un ou plusieurs fournisseurs. Les problèmes de flux consistent à déterminer les meilleurs modes de transports, ainsi que les quantités des produits à transporter depuis un ensemble de fournisseurs vers un ensemble de clients tout en minimisant le coût total du transport et du stockage.

*1.3.3.5. La vente.* — La fonction de vente est le stade terminal de la chaîne logistique. Elle se charge, d'une part, du développement des relations envers le client final (négociation des prix et des délais,...), et d'autre part, de la connaissance du marché en définissant son besoin prévisionnel et intégrant les aspects commerciaux (durée de vie du produit) et les aspects marketing (publicité, promotion, etc.). Néanmoins, l'efficacité de cette fonction dépend fortement des performances de celles en amont. Autrement dit, la fonction de vente devient facile pour le personnel qui s'en charge si les fonctions en amont ont été bien optimisées ; les prix seront plus compétitifs que la concurrence et les marges bénéficiaires seront très importantes.

**1.3.4. Flux de la chaîne logistique.** — Les flux traversant les différents maillons de la chaîne logistique se distinguent en trois types : flux physique, flux d'information et flux financier.

*1.3.4.1. Flux physique.* — Appelé également flux de produit, le flux physique se rapporte à la circulation de marchandises et de matières entre les différents maillons de la chaîne. Ce flux résulte de la mise en œuvre des diverses activités de production (ou transformation), stockage et transport des produits quel que soit leur état. Il constitue donc le cœur de la chaîne logistique, sans lequel, les autres flux d'information et financier ne pourraient pas exister.

*1.3.4.2. Flux d'information.* — Ce flux représente l'ensemble des données et décisions traversant la chaîne logistique dans les deux sens. En effet, c'est par la connaissance des données utilisées par les différents acteurs de la chaîne qu'on peut prendre les meilleures décisions permettant la coordination de leurs activités, et par conséquent, le bon fonctionnement de toute la chaîne. Pour une meilleure maîtrise de ce flux, plusieurs systèmes d'information ont été proposés, dans littérature, comme supports techniques garantissant l'échange d'information au long de la chaîne. Parmi ceux-ci, nous citons les ERP (*Entreprise Resource Planning*) et les EDP (*Electronic Data Interchange*).

*1.3.4.3. Flux financier.* — Appelé également flux monétaire, ce flux traverse la chaîne logistique dans le sens inverse du flux physique et constitue l'ensemble des échanges de valeurs monétaires liés principalement aux activités de gestion et de comptabilité que subissent les autres flux de la chaîne. Il est également utilisé comme un indicateur (1) de performance du fonctionnement de la chaîne, et (2) d'investissement sur le long terme.

**1.3.5. Niveaux décisionnels dans la chaîne logistique.** — La conception d'une chaîne logistique, ou plus largement un système industriel, nécessite de prendre une panoplie de décisions permettant au décideur de sortir d'une situation de jugement ou d'incertitude [169]. Ces décisions sont séparées souvent en trois niveaux qui se distinguent par la longueur des périodes sur lesquelles ces décisions influent. Il s'agit des niveaux stratégique, tactique et opérationnel (voir figure 2).

*1.3.5.1. Niveau stratégique.* — Les décisions stratégiques définissent la politique de l'entreprise sur le long terme (plus d'un an, en général) et affectent une partie importante ou la totalité de la chaîne logistique. Ainsi, compte tenu du contexte industriel et l'évolution continue du marché à laquelle une entreprise peut être confrontée, ces décisions nécessitent une grande prise de risque de la part de cette entreprise.

Parmi l'ensemble des décisions stratégiques citées dans la littérature, nous citons. (1) *Faire ou faire-faire* qui permet à l'entreprise de choisir entre l'utilisation de ses propres ressources (faire) et le passage par une entreprise tierce (faire-faire). (2) *le choix et le nombre des fournisseurs* en fonction des prix, qualité de service, délais de livraison, etc. (3) *la localisation des sites de production ou de stockage* en tenant compte du concept de proximité (clients-fournisseurs), les taxes, la disponibilité de la main d'œuvre. (4) *le choix du mode de transport*. (5) *le choix des technologies utilisées*.

*1.3.5.2. Niveau tactique.* — À ce niveau, on trouve les décisions prises sur un horizon à moyen terme (de l'ordre de six à trente six mois). Ces décisions mettent généralement en application celles prises au niveau stratégique afin de développer la politique de l'entreprise. Il

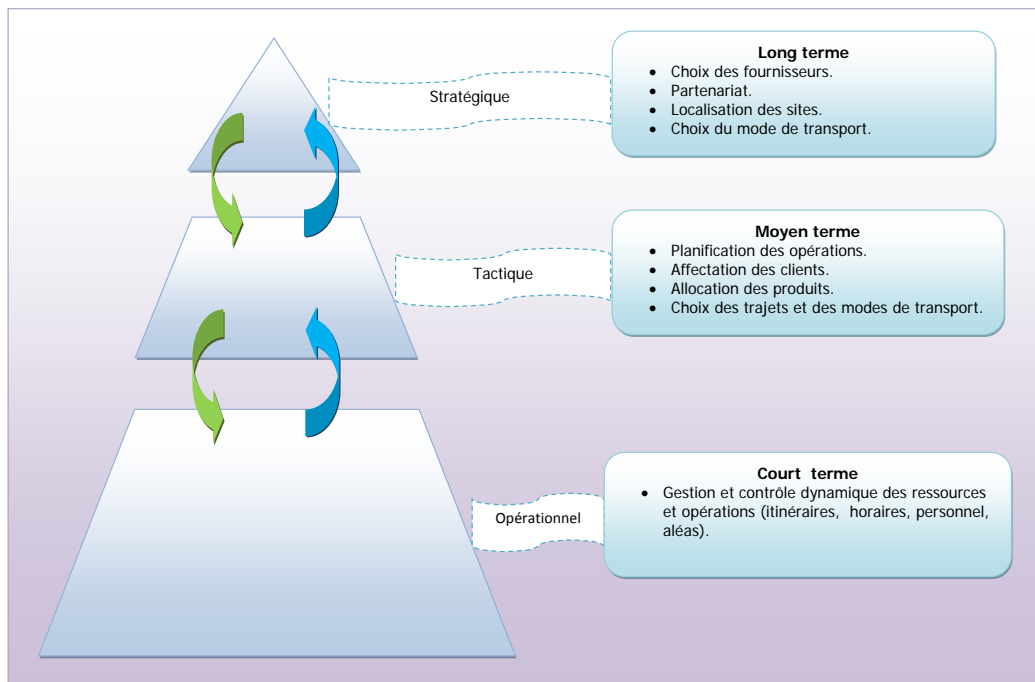


FIGURE 2. Pyramide des niveaux décisionnels

s'agit ici d'une liste non exhaustive, comme par exemple, l'élaboration des plans d'investissement, l'élaboration des plans de production et de transport, le choix des modes d'utilisation des ressources, l'affectation des clients, l'allocation des sources d'approvisionnement aux sites de production et de stockage, ainsi qu'aux clients, etc.

*1.3.5.3. Niveau opérationnel.* — Les décisions prises au niveau opérationnel visent à assurer la gestion des moyens et le fonctionnement de la chaîne logistique sur un horizon de très courte durée (d'un jour à moins d'un mois). Elles subissent généralement des ajustements pour faire face à des situations structurelles ou accidentelles pouvant se produire à tout moment.

Parmi les décisions opérationnelles nous pouvons citer l'organisation des tournées de véhicules ou programmes de livraisons, le contrôle et la gestion quotidienne des stocks, l'ordonnement des systèmes de production, l'affectation des ressources aux tâches et l'établissement des emplois du temps des employés, etc.

#### 1.4. Gestion de la chaîne logistique (supply chain management)

Connue également sous l'appellation *Supply Chain Management* ou *SCM*, la gestion de la chaîne logistique est apparue au début des années 80 en se limitant à la gestion des flux de



produits au sein d'une entreprise. Par la suite, dans les années 90, la communauté scientifique a apporté des extensions afin d'appréhender et modéliser l'environnement complexe de certaines entreprises et apporter une aide à la décision. Les extensions apportées incluent essentiellement des chaînes de production en amont et des chaînes de distribution en aval.

De même que pour les termes *logistique* et *chaîne logistique*, la littérature propose plusieurs définitions de la gestion de la chaîne logistique dont celles-ci sont les plus courantes :

- Geunes et Chang [110] : *La gestion de la chaîne logistique est la coordination et l'intégration des activités de la chaîne logistique avec l'objectif d'atteindre un avantage compétitif viable. Elle comprend donc un large panel de problématiques stratégiques, financières et opérationnelles.*
- Rota-Franz et al. [193] : *La gestion de la chaîne logistique signifie que l'on cherche à intégrer l'ensemble des moyens internes et externes pour répondre à la demande des clients. L'objectif est d'optimiser de manière simultanée et non plus séquentielle l'ensemble des processus logistiques.*
- Mentzer et al. [149] : *La gestion de la chaîne logistique est la coordination systémique et stratégique des fonctions opérationnelles classiques et de leurs tactiques respectives à l'intérieur d'une même entreprise et entre partenaires au sein de la chaîne logistique, dans le but d'améliorer la performance à long terme de chaque entreprise membre et de l'ensemble de la chaîne.*
- Hugos [120] : *La gestion de la chaîne logistique est la coordination de la production, du stockage, de la localisation, et des transports à travers tous les participants à la chaîne logistique afin d'avoir la meilleure combinaison de réactivité et d'efficacité par rapport au marché desservi.*
- Dominguez et Lashkari [71] : *L'intérêt de la gestion de la chaîne logistique est de faciliter les ventes en positionnant correctement les produits en bonne quantité, au bon endroit, et au moment où il y en a besoin et enfin à un coût le plus petit possible. Le principal objectif est d'allouer efficacement les ressources de production, distribution, transport et d'information, en présence d'objectifs conflictuels, dans le but d'atteindre le niveau de service demandé par les clients au plus bas prix.*

Pour plus de précisions sur les définitions de la chaîne logistique, nous référons les lecteurs à l'état de l'art de Tan [210]. À travers toutes ces définitions, force est de constater que la gestion de la chaîne logistique est le processus qui intègre toutes les fonctions de la chaîne logistique, et avec une vision globale des choses, c'est à dire qu'elle, inclut en plus des fonctions de la logistique (approvisionnement, production, distribution, gestion de stock), les activités de marketing, de développement de nouveaux produits, les finances et le service du client.

**1.4.1. Modélisation de la chaîne logistique.** — La modélisation de la chaîne logistique prend sa place après avoir défini les besoins de la phase d'analyse (ou conception) nécessitant le plus souvent une représentation abstraite et simplifiée du système réel. Celui-ci étant un système complexe et dynamique, ajouté à cela son environnement instable générant parfois des incertitudes. Tout cela se traduit, dans la phase de modélisation, par une représentation abstraite en utilisant des approches et des outils de modélisation appropriés. L'objectif est d'aider les décideurs du SCM pour mieux comprendre et mieux gérer ce système.

La littérature propose plusieurs définitions du concept modélisation dont, entre autres, celle de Treuil et al. [223] : *est une construction abstraite permettant de comprendre le fonctionnement d'un système de référence en répondant à une question qui le concerne. Représentation simplifiée de ce système, un modèle s'appuie sur une théorie générale et il est exprimé dans un langage spécifique appelé langage de modélisation.* On distingue trois types de modélisations :

*1.4.1.1. Modélisation conceptuelle.* — Les modèles conceptuels consistent en une description des aspects physiques et sociaux du système réel. En d'autres termes, ils définissent les acteurs impliqués ainsi que les paramètres associés à l'analyse du comportement de ce système. Cette analyse, généralement exprimée sous formes de diagrammes ou d'explications verbales, dépend fortement de l'expérience du modélisateur pour réduire l'ambiguïté.

Bien que la recherche soit unanime sur l'importance de ce type de modélisation, elle reste limitée et peu étudiée car difficile à mettre en œuvre, et surtout elle ne donne pas d'orientation quant au contrôle et au pilotage de la chaîne. Thierry [219] distingue l'orientation de modélisation conceptuelle selon la vision *Produit* ou *Entreprise*, tandis que Chopra et Meindl [46] se basent sur la vision *Structure* et *Processus*.

*1.4.1.2. Modélisation mathématique.* — La modélisation mathématique est très présente dans la conception et l'optimisation des chaînes logistiques. Elle consiste à décrire un système réel par un ensemble d'équations régissant son fonctionnement. Les équations représentent les contraintes auxquelles le système a été astreint, ainsi que l'objectif à atteindre. Contrairement à la modélisation conceptuelle qui aide seulement à la compréhension du système, la modélisation mathématique est généralement associée à un problème d'optimisation. Elle peut être déterministe (programmation linéaire, programmation dynamique,...) ou stochastique (modélisation par files d'attente,...).

Selon Huang [119], la difficulté de cette modélisation réside dans le fait qu'elle impose des restrictions trop importantes sur certaines hypothèses de validité afin de déterminer le type et la structure du problème à étudier. Quant à la résolution, elle requiert un temps d'exécution et un espace mémoire importants pour faire face aux problèmes de grandes tailles. D'où le recours, des industriels, à l'utilisation des solutions approchées obtenues dans des délais raisonnables.

*1.4.1.3. Modélisation par simulation.* — La modélisation par simulation est généralement utilisée lorsqu’il est difficile de représenter toutes les hypothèses par des équations, et ne pouvant donc pas utiliser la modélisation mathématique. Elle repose sur l’exploitation des techniques permettant d’approcher, d’imiter, de simuler le comportement des composants d’un système réel. Autrement dit, la modélisation par simulation utilise plusieurs tests grâce auxquels, on peut raffiner cette compréhension et d’en tirer des connaissances nouvelles (capture des incertitudes, traitement de l’aspect dynamique, etc.). Dans un contexte informatique, Treuil et al. [223] définissent la simulation comme *l’activité au cours de laquelle, selon un protocole et avec un objectif précis, on utilise un simulateur pour faire évoluer les entrées d’un modèle dynamique, l’exécuter, et en recueillir les sorties. Tout modèle écrit en respectant le méta-modèle associé au simulateur et comportant au moins un paramètre d’entrée peut se prêter à ce processus de simulation.*

En conclusion, voici les principales différences entre ces trois types de modélisation.

	Modélisation conceptuelle	Modélisation mathématique	Modélisation par simulation
Exprimée sous forme	Diagrammes et descriptions	Formulation mathématique	Objets et interactions
Moyens utilisés	Raisonnement verbal	Les solveurs comme Cplex	Expériences
Meilleurs Champs d’application	Partage de la compréhension	Performances optimales	Prévisions

TABLE 1. Quelques différences entre les trois modélisations des chaînes logistiques selon Taylor [217].

**1.4.2. Optimisation de la chaîne logistique.** — L’optimisation des chaînes logistiques, ou plus largement des systèmes industriels, constitue un enjeu essentiel pour la compétitivité des entreprises de production et de distribution de biens, enjeu aussi bien en termes de coûts qu’en termes de qualité de service. Il s’agit d’optimiser les activités allant de l’approvisionnement auprès des fournisseurs jusqu’ à la livraison des clients en passant par toutes les étapes intermédiaires de production, stockage et transport. Autrement dit, coordonner tous ces processus pour atteindre le niveau de performance qui convient à l’entreprise. Cela dit, il apparaît clairement que, dans le contexte actuel de globalisation des marchés, l’entreprise doit s’orienter vers une optimisation globale, plutôt que de se contenter d’une somme d’optimisations locales. L’expérience montre néanmoins qu’une telle vision globale et transversale de l’ensemble de la chaîne demeure fort complexe pour trouver une optimisation satisfaisant les différents partenaires de la chaîne surtout que leurs objectifs sont souvent conflictuels. En effet, sauf exception

que les optimaux locaux n'ont pas d'incidence sur les coûts des autres services ou partenaires, il est rare d'obtenir l'optimum global en rassemblant tous les optimaux obtenus localement. Nous citons ci-après quelques difficultés de mise en œuvre de l'optimisation globale de la chaîne :

- Variété de moyens de transport et de livraison.
- L'optimisation globale mène souvent à des calculs exponentiels (problèmes NP-difficiles à résoudre), impliquant ainsi que les méthodes exactes ne peuvent pas être considérées que pour des problèmes de petite taille. Les méthodes approchées sont utilisées pour résoudre les problèmes de taille industrielle sans qu'elles garantissent l'optimalité.
- L'information peut être imprécise, incertaine et même inconnue (les durées des opérations et des transports, les pannes des machines, les grèves, les retards dans l'arrivée des informations, etc.).
- Les modifications continues de la structure du réseau se répercutent sur l'efficacité des décisions opérationnelles qui doivent être prises dès la conception de la chaîne.

### 1.5. La logistique du transport

Devernay [70] considère que le transport comme un véritable moteur de la logistique. Il rajoute également : *"Sans une organisation de transport fiable, réactive, flexible et économique, la logistique devrait faire appel à des moyens coûteux en surfaces, manutention, magasinage et systèmes d'information afin de satisfaire les exigences de ses clients. Si certaines de ces chaînes restent internes aux établissements bénéficiant de leurs propres unités de production, beaucoup remontent vers des fournisseurs multiples et variés, à travers des prestataires, dont les plus connus sont les transporteurs"*.

La fonction de transport n'est pas une notion récente et de nombreuses entreprises sont confrontées à cette dernière tous les jours. Qu'elles soient spécialisées dans la route, l'air, la mer ou le rail, ces entreprises ont découvertes qu'une meilleure planification de cette fonction permettrait d'épargner des coûts importants. Cela se traduit par une évolution de la recherche en transport durant ces dernières décennies. Les scientifiques ont montré que l'impact de la fonction de transport sur les coûts s'intensifie à un point tel que des efforts d'optimisation s'imposent. Par exemple, Toth et Vigo [220] estiment que la part du coût de transport représente entre 10 % et 20 % du coût total des marchandises sur le marché. Ils estiment également que l'optimisation peut économiser entre 5 % et 20 % sur le coût total de transport. Cette évolution est due fondamentalement aux effets de la mondialisation des échanges (développement du e-commerce, accélération des échanges commerciaux internationaux), aux nouveaux modes de consommation et aux exigences environnementales. Par voie de conséquence, la gestion de la fonction de transport est devenue très complexe.

En ce qui a trait au sujet principal de notre recherche, nous portons intérêt au transport routier et particulièrement aux problèmes de tournées de véhicules rencontrés quotidiennement lors du transport des produits pétroliers. Il s'agit des problèmes où l'on retrouve des contraintes spécifiques de chargement ayant un impact direct sur les séquences de livraisons. Nous tentons aussi de faire la lumière sur les méthodes de la recherche opérationnelle utilisées pour la résolution de ces types de problèmes.

## 1.6. Contexte industriel

Pour bien cerner le contexte industriel de notre thèse, nous commençons par présenter une image synthétique relative à son champ d'application. C'est ainsi que nous exposons, tout au long de cette section, l'essentiel des éléments pouvant donner une présentation de l'entreprise NAFTAL. Ces éléments portent sur l'historique de l'entreprise, ses principales missions ainsi que les différents aspects d'organisation de la distribution des carburants en Algérie.

### 1.6.1. L'entreprise NAFTAL. —

*1.6.1.1. Création de NAFTAL.* — Avant la nationalisation des hydrocarbures, la distribution et la commercialisation des produits pétroliers en Algérie dépendaient entièrement des grandes sociétés multinationales, implantées du temps colonial, telles que *ESSO*, *SHELL*, *BRITISH PETROLIUM*, etc.

Dans le cadre de la politique nationale de développement économique à grande échelle de l'économie du pays, les autorités algériennes ont procédé à la restructuration des grandes sociétés nationales comme *SONATRACH* qui a vu la création de l'entreprise nationale de raffinage et de distribution des produits pétroliers (*ERDP/NAFTAL*) par le décret n°80-101 du 06/04/1980 et qui est entrée en activité le 01/01/1982. Cette entreprise a été restructurée et modifiée par le décret n°87-189 du 27 août 1987 en deux entreprises :

- L'une chargée du raffinage de pétrole sous le sigle de *NAFTEC*.
- L'autre chargée de la distribution et de la commercialisation des produits pétroliers, en maintenant le sigle *NAFTAL*.

Après un long processus de maturation et réorganisation interne, entamé dès le mois de juin 1995, l'entreprise NAFTAL a vu son statut juridique changé par les pouvoirs publics. Au mois d'avril 1998, elle est devenue une société par actions, filiale à 100 % de *SONATRACH*. Depuis, NAFTAL est chargée essentiellement de :

- Organiser et développer l'activité de commercialisation et de distribution des produits pétroliers et dérivés.

- Stocker et transporter tout produit pétrolier commercialisé sur le territoire national.
- Veiller à l'application et au respect des mesures relatives à la sécurité industrielle, la sauvegarde et la protection de l'environnement.
- Procéder à toute étude du marché de consommation des produits pétroliers.
- Définir et développer une politique en matière d'audit ; recevoir et mettre en œuvre des systèmes d'information intégrés.
- Développer et mettre en œuvre les actions visant une utilisation optimale et rationnelle des infrastructures et moyens.
- Veiller à l'application et au respect des mesures liées à la sûreté interne de l'entreprise, conformément à la réglementation.

*1.6.1.2. L'activité de NAFTAL.* — NAFTAL s'approvisionne en produits pétroliers finis auprès des raffineries de NAFTEC, par les moyens de transport appropriés (pipe, cabotage, rail et route). L'organisation opérationnelle de la distribution et commercialisation de ces produits s'articule autour de trois pôles, placés sous la responsabilité de la direction centrale. Il s'agit, comme le montre la figure 3, des activités de carburants, de commercialisation et de GPL (Gaz de Pétrole Liquéfié).

En ce qui concerne l'activité carburants terre, objet de notre thèse, NAFTAL dispose d'une importante infrastructure de stockage (centres de stockage) répartie sur tout le territoire national (voir figure 4) pour conserver les produits pétroliers dans des bonnes conditions. Ces produits, et après le contrôle de qualité/conformité aux normes, sont transportés jusqu'à ce qu'ils soient en possession du consommateur final au lieu et au moment voulus. Pour ce faire, NAFTAL déploie les moyens suivants :

- 10 pipelines totalisant plus de 1100 Km.
- 3 500 camions de transport de carburants.
- 6 000 camions/jour pour le ravitaillement.
- 2 000 camions/jour pour la livraison.
- 150 wagons-réservoirs/jour par STPE (société mixte NAFTAL/SNTF).
- 10 navires pour le cabotage des carburants.
- 7 barges pour le soutage des navires.

Le processus de distribution des carburants chez NAFTAL s'effectue en une succession de phases (voir figure 5) allant de la source (raffinerie) jusqu'au consommateur final (stations-services et gros consommateurs). Ces phases sont :

- *L'approvisionnement* en produits finis auprès des raffineries vers les dépôts primaires (entrepôts) par pipe ou par cabotage.

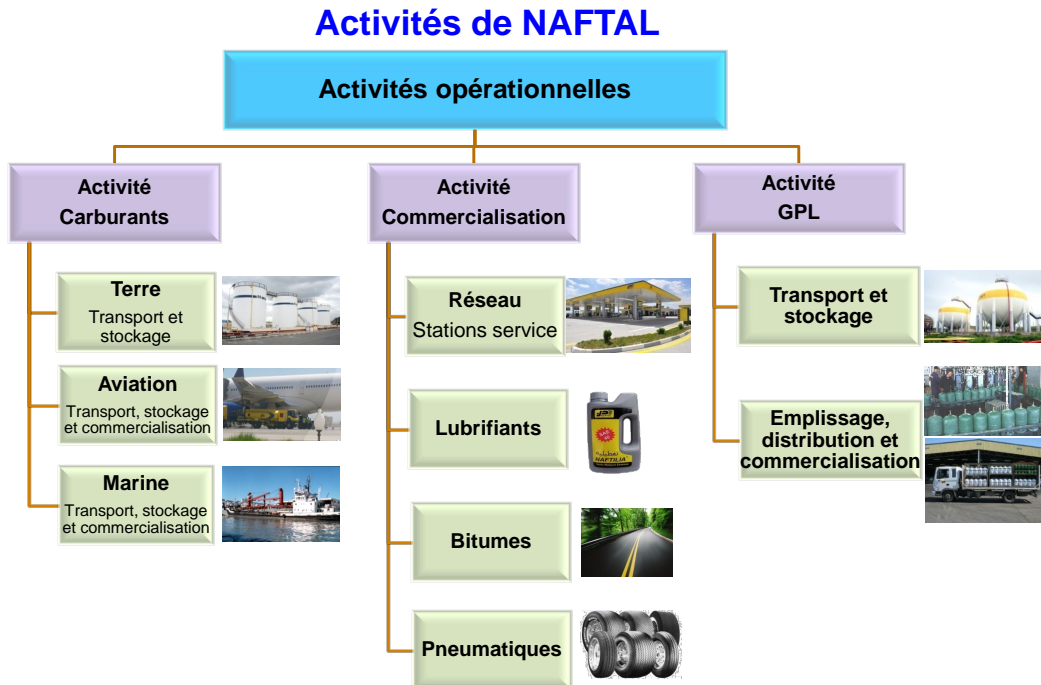


FIGURE 3. Activités opérationnelles de NAFTAL

- *Le ravitaillement* des dépôts secondaires par rail ou par camion, à partir des entrepôts ou des rampes de chargements des raffineries qui en disposent.
- *La livraison* des stations-services et des gros consommateurs par camions à partir des dépôts et/ou même des entrepôts et rampes de chargements.

*1.6.1.3. Le transport chez NAFTAL.* — Chez NAFTAL, le transport s'effectue à divers niveaux de la chaîne logistique. En amont, il concerne les réceptions de produits pétroliers auprès des raffineries, en aval, les livraisons aux clients finaux (stations-services et gros consommateurs).

Il existe quatre modes de transport que NAFTAL utilise pour la distribution des carburants :

- *Transport par canalisation (pipeline)* : Il consiste à transporter des fluides (liquides) dans des canalisations composées de tubes soudés pouvant atteindre plusieurs centaines de kilomètres de longueur. Ce mode de transport constitue l'essentiel des transferts des raffineries vers les entrepôts.

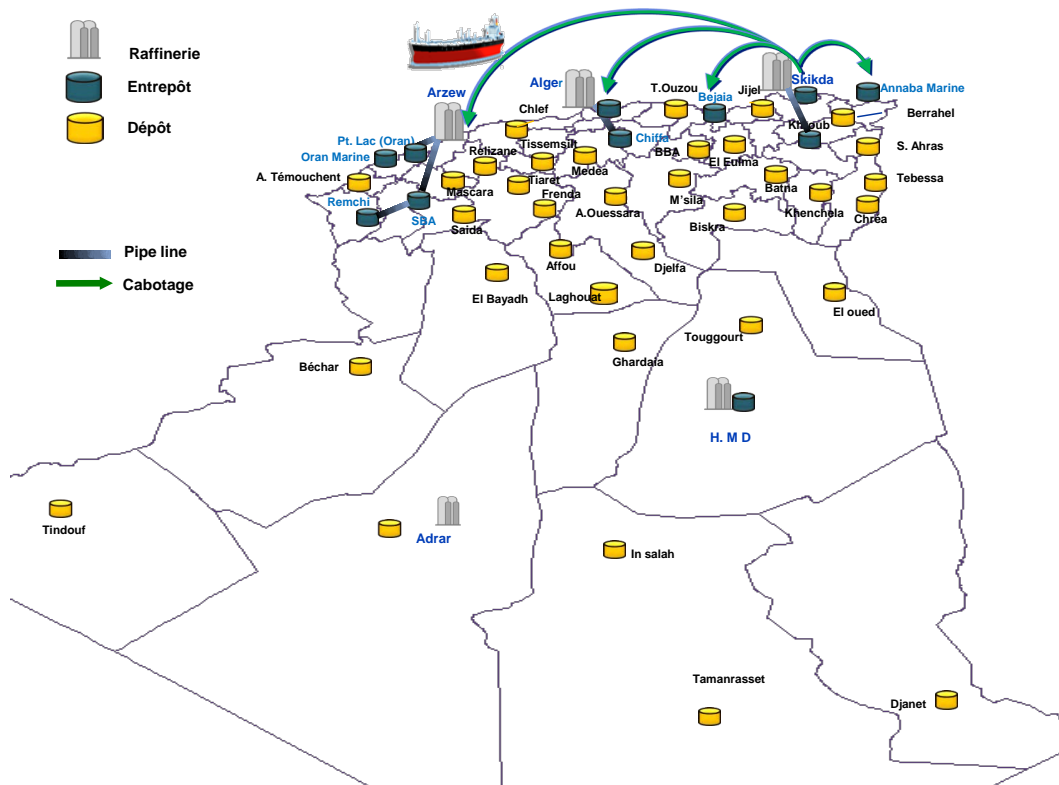


FIGURE 4. Répartition des capacités de stockage des carburants terre

- *Transport par cabotage* : Ce mode de transport ne concerne que les entrepôts situés à proximité du littoral. Il s'effectue à l'aide de navires spéciaux appelés "tankers" ou "pétroliers" équipés d'un matériel adéquat et adapté aux produits transportés. Ce mode est également très sensible aux dégradations climatiques (consignation des ports). S'ajoute à cela, le problème de temps d'attente aux niveaux des quais de chargement et/ou déchargement provoquant ainsi des contraintes de disponibilité des produits aux entrepôts.
- *Transport par rail* : Il joue un rôle important dans le transport des produits pétroliers. Pour le transport des carburants, il est en concurrence permanente avec le pipeline et le cabotage dans la phase d'approvisionnement et avec le transport routier dans la phase de ravitaillement.
- *Transport par route (camion-citerne)* : Ce mode de transport peut atteindre les zones d'accès les plus difficiles et les lieux les plus éloignées. Aussi, il utilise toutes les voies quelles que soient leurs natures (bitume, piste,...).

### 1.6.2. Problème d'approvisionnement de stations-services. —



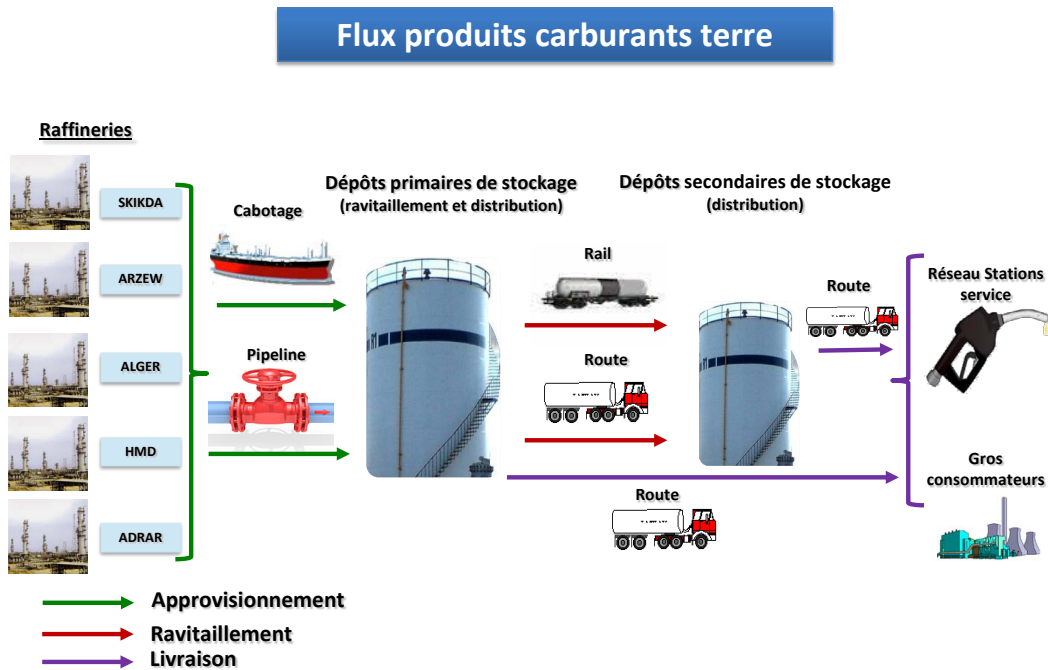


FIGURE 5. Schéma de la chaîne logistique de NAFTAL

*1.6.2.1. Problématique.* — En dehors de ses activités de distribution et de commercialisation des produits pétroliers sur le marché national, l'entreprise NAFTAL s'occupe aussi de la planification journalière d'approvisionnement des stations-services. Celui-ci, se réalise par voie routière à partir de dépôts et tient compte de contraintes propres au transport de carburants (contraintes matérielles, temporelles, réglementaires,...). Pour chacun de ses dépôts répartis sur le territoire national, l'entreprise NAFTAL dispose d'une flotte de camions-citernes hétérogène, dont les citernes compartimentées qui ne peuvent contenir qu'un seul type de produit par tournée. Les camions étant limités d'une part par leurs capacités et d'autre part, ne sont pas équipés de débitmètres, imposant ainsi à transvider la totalité du contenu d'un ou plusieurs compartiments lors de la livraison d'une station. Celle-ci peut commander un ou plusieurs types de produits. De plus, chacune de ces stations impose une fenêtre de temps à l'intérieur de laquelle, elle désire recevoir sa livraison.

Bien que NAFTAL distribue plusieurs types de produits, nous nous intéressons dans cette thèse uniquement aux carburants terre (voir figure 6). Il s'agit de l'essence super sans plomb, essence super, essence normale et gasoil sur le marché national qui connaît d'une part, un

progrès continu de la demande (il affiche un taux de croissance prévisionnel de 5% sur les dix prochaines années) et d'autre part, l'apparition de nombreuses difficultés telles que :

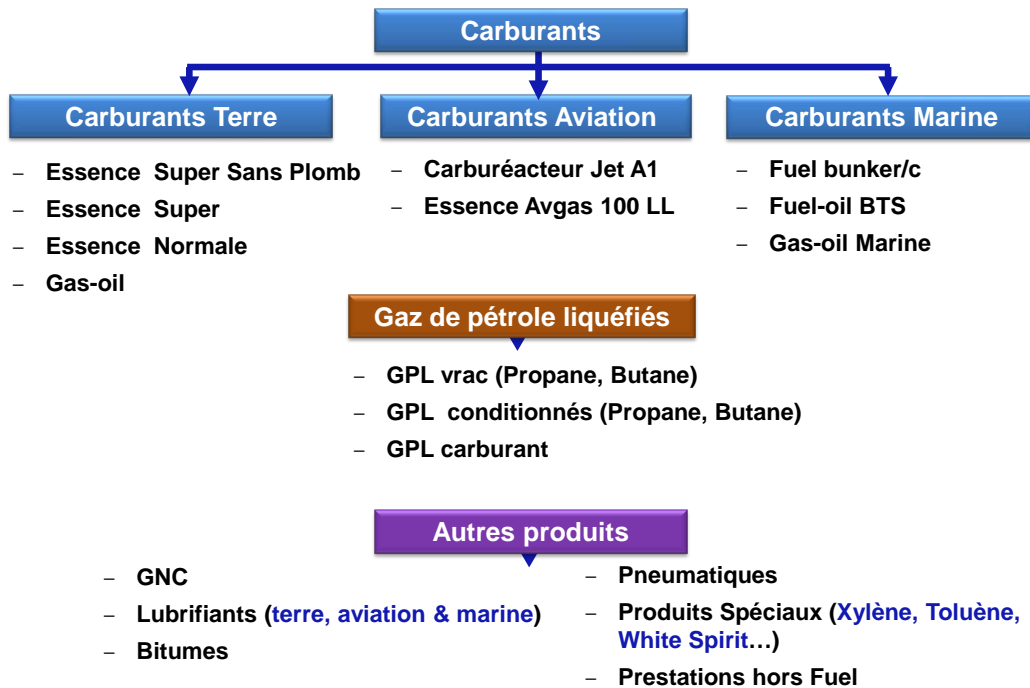


FIGURE 6. Produits commercialisés par NAFTAL

- La complexité du circuit de distribution existant.
- La vétusté avancée des moyens de transport actuels (une moyenne d'âge de 15 ans et plus).
- La sur-utilisation des moyens de transport (trois équipes).
- Les frais de maintenance et d'entretien très élevés.

Ces difficultés ont pour conséquence l'apparition d'un déficit continu en camions citernes, ce qui contraint l'entreprise de recourir à la location des moyens de transport tiers privés et/ou publics. Cette situation a obligé les responsables de l'entreprise à acquérir des nouveaux camions citernes afin de diminuer les frais de location de camions des tiers et faire réorganiser au mieux la fonction de distribution des carburants. Mais avant de procéder à l'affectation de ces camions, NAFTAL doit tenir compte de tout changement pouvant se produire au sein des deux phases en amont (approvisionnement et ravitaillement). Nous citons par exemple, la construction de nouvelles raffineries de pétrole, l'augmentation de capacité d'offre des pipelines, nouvelles capacités de stockage, etc.

Ces éléments apporteront de nombreux changements au schéma de distribution actuel notamment dans la livraison. Le schéma de distribution au niveau des différentes unités opérationnelles (Districts) est appelé à être actualisé. L'objet de la recherche que nous devons mener, s'inscrit dans cette optique. Il s'agit de montrer comment les méthodes de la recherche opérationnelle peuvent aider à l'établissement des tournées de distribution des carburants aux clients à partir des dépôts, moyennant des camions citernes.

*1.6.2.2. Objectif.* — Il s'agit de proposer des plans de distribution de carburants qui tiennent compte aussi bien des demandes que des contraintes techniques et pratiques de sorte que, d'une part, aucune station ne tombe en rupture de carburants, et d'autre part, les coûts de distribution (liés à la consommation de carburant, heures régulières et supplémentaires, location de camions, etc.) soient minimisés. Plus précisément, nous nous intéressons à un problème de distribution des carburants dans une chaîne logistique pétrolière consistant à déterminer, sur un horizon donné, le plan de distribution (gestion des stocks et décisions de transport) dans un réseau composé de dépôts et de stations-services. Il faut donc déterminer sur cet horizon de planification :

- Les stations à visiter.
- Les tournées et les camions à utiliser.
- Les quantités à livrer de chaque produit et leur affectation aux camions.

## **1.7. Objectifs de la thèse**

L'environnement dans lequel notre thèse se situe est celui de la logistique du transport dans l'industrie pétrolière. Le problème concerne l'étude des tournées de véhicules compartimentés et son application dans la livraison des carburants aux stations-services. L'objectif de cette recherche est d'optimiser les décisions prises au niveau opérationnel des chaînes logistiques pétrolières et de proposer des approches susceptibles d'être exploitées lors de la résolution. En plus de l'application industrielle, ce travail de recherche est motivé par le fait que le grand lot de problèmes industriels est rencontré quotidiennement au niveau opérationnel. L'absence de décisions opérationnelles tenues de façon optimale peut avoir des conséquences néfastes sur la performance globale de la chaîne logistique. Par exemple, une mauvaise affectation journalière des camions-citernes peut engendrer des coûts de fonctionnements énormes, amoindrir la qualité de livraison, et par conséquent abaisser la compétitivité de l'entreprise sur le marché. C'est donc dans cette optique que nous devons montrer comment les méthodes de la recherche opérationnelle peuvent aider à l'optimisation des tournées de distribution des carburants aux clients à partir des dépôts, moyennant des camions-citernes.

Dans cet environnement, nous intégrons certaines contraintes spécifiques au transport du carburants dans la planification des tournées de véhicules. En particulier, nous prenons en compte des contraintes imposées par la clientèle (stations-services, gros consommateurs), en termes de délais et quantités de livraison dans certains de nos modèles. Nous développons également des approches de résolution pour différents problèmes issus de la logistique du transport pétrolier afin d'optimiser différents critères.

Le problème de tournées de véhicules compartimentés, connu également sous l'appellation *Multi-Compartment Vehicle Routing Problem (MCVRP)*, représente le noyau central de nos travaux de thèse. Si ce problème a déjà fait l'objet de quelques travaux dont ceux de Taqa Allah et al. [216], Malépart et al. [143] et Cornillier et al. [57]), il semble exister un réel potentiel dans la modélisation et l'optimisation des problématiques confrontées quotidiennement par les compagnies pétrolières. Dans le cadre de cette thèse, nous étudions deux applications du MCVRP issues de l'industrie pétrolière et, plus précisément, de l'approvisionnement des stations-services.

Dans un premier temps, nous nous intéressons au MCVRP avec fenêtres de temps et flotte hétérogène (MCVRP-TW). Les fenêtres de temps correspondent aux heures auxquelles les stations peuvent être livrées. On dit que la flotte est hétérogène puisque, d'une part, elle est constituée de camions de l'entreprise et des tiers et, d'autre part, ces camions ont des capacités distinctes.

Dans un deuxième temps, nous abordons la résolution du problème MCVRP sans fenêtres de temps. Ici, nous considérons le cas où les demandes des stations-services peuvent être ajustées tout en respectant l'accord conclu entre l'entreprise et les gestionnaires des stations-services. Un tel accord offre la possibilité à l'entreprise d'ajuster les quantités demandées par les clients jusqu'à un seuil tout en respectant les bornes de perturbation autorisée. Cette situation apparaît assez fréquemment lorsque les demandes des stations-services sont très élevées en hiver. Par voie de conséquence, des questions supplémentaires se posent quant à l'affectation des produits aux camions et à la maximisation des livraisons quotidiennes.

Outre l'application du MCVRP dans l'industrie pétrolière, nous introduisons la question de la transition énergétique dans le contexte de transport routier de conteneurs. Plus précisément, nous décrivons notre contribution au projet *Green Truck*, porté par le Grand Port Maritime du Havre (GPMH) et financé par la région Normandie (France), visant à étudier la faisabilité technico-économique de la solution électrique au sein de la zone industrialo-portuaire du Havre.

## CHAPITRE 2

### ÉTAT DE L'ART

#### 2.1. Introduction

La recherche en matière de transport routier a beaucoup évolué au cours des dernières décennies. Les entreprises ont découvert qu'une meilleure planification des tournées permettrait d'épargner des coûts importants. Les problèmes étudiés en transport routier sont variés. Dans ce chapitre, nous soulignons l'évolution du problème de tournées de véhicules depuis ses origines [61] jusqu'à ses variantes les plus récentes. Une évolution qui a donné à la logistique de transport plus d'ampleur. Nous mettons en exergue quelques aspects concernant le problème de tournées de véhicules avec ses variantes issues de différentes applications réelles. Nous tentons aussi de faire un inventaire des méthodes de résolution qui sont proposées pour la résolution de ces problèmes.

#### 2.2. Problème de tournées de véhicules et ses généralisations

Le problème de tournées de véhicules (Vehicle Routing Problem ou VRP) fait partie des problèmes d'optimisation combinatoire les plus étudiés. Du point de vue de complexité algorithmique, le VRP est classé NP-difficile [47]. Étant donné un certain nombre de clients et une flotte de véhicules, il s'agit de visiter ces clients à partir d'un dépôt au moyen de la flotte de véhicules. L'objectif est de minimiser le coût de transport. De nombreuses variantes existent, dont certaines sont détaillées dans les sections suivantes. Historiquement, le VRP est une version étendue du problème de voyageur de commerce (Traveling Salesman Problem ou TSP) qui consiste à déterminer l'ordre dans lequel les clients seront visités et la date à laquelle le voyageur de commerce desservira chacun d'entre eux en utilisant un seul véhicule.

**2.2.1. Le problème du voyageur de commerce TSP.** — On connaît mal l'origine exacte du TSP. Il s'agit cependant du plus vieux, plus simple, plus connu et plus étudié des problèmes

de tournées. Des spécialistes en recherche opérationnelle s'y sont intéressés depuis le début du 20<sup>me</sup> siècle, cherchant à apporter une réponse scientifique à cette problématique réelle.

Le TSP est modélisé par un graphe  $G = (V, E)$  où  $V$  est l'ensemble de  $n$  clients et  $E$  l'ensemble des arêtes (ou arcs si graphe orienté). Les arêtes sont valuées par coûts. L'objectif est de trouver le parcours de coût minimal passant par tous les clients, c'est à dire, le cycle (ou circuit si graphe orienté) hamiltonien de coût minimal. Soit  $c_{ij}$  le coût de l'arête reliant les clients  $i$  et  $j$ , et soit  $x_{ij}$  une variable binaire indiquant si  $j$  est visité immédiatement après  $i$  dans la solution. Le TSP se modélise alors comme suit :

$$\text{Minimiser } \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} x_{ij} \quad (2.2.1)$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{i \in V} x_{ij} = 1, \forall j \in V \quad (2.2.2)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ij} = 1, \forall i \in V \quad (2.2.3)$$

$$\sum_{i, j \in S} x_{ij} \leq |S| - 1, \forall S \subset V, 2 \leq |S| \leq n - 2 \quad (2.2.4)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V \quad (2.2.5)$$

L'objectif (2.2.1) est de minimiser le coût total de la tournée. Les contraintes (2.2.2) et (2.2.3) assurent que le voyageur n'a qu'une arrivée et un départ de chacun des clients. La contrainte (2.2.4) est une formulation classique qui permet d'éliminer les sous-tours dans la solution. Enfin, la contrainte (2.2.5) assure le respect des variables binaires.

Afin de réduire la combinatoire causée par le contrainte (2.2.4), plusieurs formulations de cette contrainte ont été proposées dont celle de Miller et al. [152]. Un bon aperçu des techniques modernes de résolution du TSP est donné par Applegate et al. [4].

**2.2.2. Le problème de tournées de véhicules VRP.** — Dans cette section, nous offrons une vision d'ensemble des problèmes de tournées de véhicules. Il ne s'agit pas ici de fournir un état de l'art exhaustif des méthodes de résolution, mais plutôt de présenter des éléments essentiels à une bonne appréhension des sections suivantes. Pour une étude approfondie des problèmes de tournées de véhicules, nous recommandons les ouvrages de références de Toth et Vigo [220] [222], et Labadie et al. [129].

Le VRP constitue une généralisation du TSP avec plusieurs voyageurs qui seront appelés véhicules (d'un point de vue terminologique). Le but est de visiter un ensemble de clients géographiquement dispersés en utilisant une flotte de véhicules qui partent et retournent tous à

un même dépôt. Nous pouvons ainsi définir le graphe  $G = (V, E)$ , avec  $V = \{0, \dots, n\}$  comporte le dépôt (nœud 0) et les  $N$  clients. Au dépôt est basée une flotte de  $K$  véhicules de capacité  $C$ . On note par  $d_i$ , la demande du client  $i$  qui correspond à la quantité de produit qu'il faut lui livrer ou collecter. Nous définissons également les variables binaires comme suit :

$$\begin{aligned} \bullet \ x_{ijk} &= \begin{cases} 1 & \text{si le véhicule } k \text{ effectue le trajet } (i, j). \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \\ \bullet \ y_{ik} &= \begin{cases} 1 & \text{si le véhicule } k \text{ visite le client } i. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned}$$

Pour la formulation mathématique, nous utilisons celle donnée par Fisher et Jaikumar [87] [88]. Voici le modèle :

$$\text{Minimiser } \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} x_{ijk} \quad (2.2.6)$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{i \in V} d_i y_{ik} \leq C, \forall k \in K \quad (2.2.7)$$

$$\sum_{k \in K} y_{ik} = 1, \forall i \in V \setminus \{0\} \quad (2.2.8)$$

$$\sum_{k \in K} y_{0k} \leq K \quad (2.2.9)$$

$$\sum_{i \in V \setminus \{0\}} x_{ijk} = y_{jk}, \forall j \in V \setminus \{0\}, k \in K \quad (2.2.10)$$

$$\sum_{j \in V \setminus \{0\}} x_{ijk} = y_{ik}, \forall i \in V \setminus \{0\}, k \in K \quad (2.2.11)$$

$$\sum_{i, j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, k \in K, \forall S \subset V, 2 \leq |S| \leq n - 2 \quad (2.2.12)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V, k \in K \quad (2.2.13)$$

$$y_{ik} \in \{0, 1\}, \forall i \in V, k \in K \quad (2.2.14)$$

La fonction objectif (2.2.6) cherche à minimiser le total des coûts de transport liés aux véhicules. La contrainte (2.2.7) garantit que la capacité de n'importe quel véhicule doit être respectée. Chaque client est visité une et une seule fois selon la contrainte (2.2.8). La contrainte (2.2.9) assure que le nombre de tournées est limité. Les contraintes (2.2.10) et (2.2.11) assurent la continuité de la route, i.e., tout véhicule visitant un client doit le quitter pour visiter un

autre. On retrouve également les contraintes d'élimination des sous-tours en (2.2.12). Enfin, les contraintes (2.2.13) et (2.2.14) sont des contraintes de binarité.

Ce VRP simple constitue une base modifiable selon les caractéristiques du problème étudié. Ces modifications dépendent principalement de quatre paramètres : la flotte, la demande, les contraintes et l'objectif.

*2.2.2.1. La flotte.* — La flotte de véhicules se différencie selon le critère d'homogénéité, i.e., elle est soit homogène lorsque tous les véhicules qui la constituent sont de même capacité, soit hétérogène si ce n'est pas le cas. Également, on dit que la flotte de véhicules est limitée si ces derniers sont disponibles en nombre limité. Chaque véhicule transporte une quantité (objet ou liquide) limitée soit par la réglementation en vigueur, soit par les contraintes techniques et pratiques du problème.

*2.2.2.2. La demande.* — Dans les problèmes de tournées de véhicules, le besoin de chaque client se caractérise par sa demande en un ou plusieurs produits. Celle-ci peut être déterministe ou stochastique. De plus, elle peut être dynamique au sens où elle ne peut pas être connue a priori, mais elle apparaît plutôt pendant le déroulement des tournées. Le problème dynamique nécessite une résolution concurrente à l'exécution, contrairement à ceux dont l'évolution dans le temps est déterministe ou la demande varie de façon aléatoire (stochastique) qui peuvent être résolus a priori par des approches probabilistes [27]. Dans un autre contexte, la demande peut être contrainte à (1) une fenêtre de temps de visite durant laquelle le client doit être servi, et (2) une précedence comme le cas de problèmes de collectes et livraisons.

*2.2.2.3. Les contraintes.* — Les contraintes peuvent être divers, retenons-en quelques-unes : (1) La capacité du véhicule doit être limitée et, parfois, elle peut être compartimentée pour permettre le transport de certaines catégories de produits spécifiques. Par exemple, les produits pétroliers seront forcément transportés dans des compartiments séparés afin d'éviter le mélange de produits. (2) Le facteur temporel doit être pris en compte dans les opérations de pré-service (disponibilité des clients ou fenêtres horaires, formalités administratives, préparation du matériel,...), les opérations de service (collecte, livraison) et au cours du parcours des trajets.

*2.2.2.4. L'objectif.* — Dans les problèmes de tournées, l'objectif peut varier selon le problème étudié. Il consiste généralement en une fonction de coût à minimiser ou une fonction de profit à maximiser. Haouari [112] a fourni une classification d'objectifs selon cinq critères d'optimisation que nous simplifions ici en trois :

- Minimiser la distance totale de parcours.
- Minimiser le temps total de parcours.



- Minimiser le nombre de ressources de transport.

Bien entendu, ces critères sont généralement combinés en un seul objectif. A titre d'exemple, on peut à la fois minimiser le nombre véhicules utilisés, et la distance totale de parcours.

**2.2.3. Variantes du VRP.** — Le VRP de base ne reflète pas nécessairement la réalité à laquelle toutes les entreprises doivent être confrontées. La majorité d'entre elles doivent prendre une panoplie de décisions à savoir dans quel ordre desservir un ensemble de clients en utilisant une flotte de véhicules à partir d'un ou plusieurs dépôts. A cela s'ajoute les décisions d'affectations des clients et des véhicules aux différentes tournées. En effet, en fonction de ces décisions prises, plusieurs contraintes peuvent y être considérées ou ignorées. Chaque fois que l'on ajoute ou supprime une contrainte, un nouveau problème apparaît. D'où la multitude de variantes du VRP dans la littérature. Il existe une classification des éléments qui peuvent se greffer au VRP de base et nous référons le lecteur aux revues de l'état de l'art dans Desrochers et al. [69], Toth et Vigo [220], Crainic et Semet [59] ainsi que Eksioglu et al. [78]. Ces éléments peuvent être résumés comme suit :

- (1) Réseau routier : Les distances peuvent être symétriques ou asymétriques.
- (2) Source d'approvisionnement : Un seul ou plusieurs dépôts.
- (3) Propriétés de la demande :
  - Déterministe, stochastique ou dynamique.
  - Objet sans/avec dimensions ou liquide.
- (4) La clientèle : Identifiable, localisable et peut être potentielle.
- (5) La flotte :
  - Un seul ou plusieurs véhicules.
  - Homogène ou hétérogène.
  - Un ou multi-compartiments.
- (6) Tournées :
  - Longueur Restreinte ou non restreinte.
  - Durée restreinte ou non restreinte.
  - Une ou plusieurs tournées admises par véhicule.
- (7) Visite aux clients :
  - Nombre de visites : unique ou multiple.
  - Horaires de visites : non définis, rendez-vous, fenêtres de temps souples ou rigides.
- (8) Types de service :
  - Collecte ou livraison.

- Collectes et livraisons simultanées.

(9) Horizon de service : Mono-période ou Multi-périodes.

(10) Coût : Exprimé en fonction de la distance, temps ou nombre de véhicules. Il peut aussi être une combinaison de ces critères.

Ci-dessous, nous présentons les principales variantes dérivées du VRP :

• **Capacitated Vehicle Routing Problem (CVRP) :**

Il est assez proche du VRP de base, sa différence réside dans le fait que chaque véhicule  $k$  possède une capacité  $C_k$  et qu'à chaque demande  $i$  est associée un poids  $d_i$ . Le modèle mathématique du CVRP est celui du VRP avec une contrainte supplémentaire ( $\sum_{i \in V} q_i y_{ik} \leq C_k, \forall k \in K$ ) qui assure le respect des capacités des véhicules. L'objectif étant de trouver des tournées de véhicules, satisfaisant les contraintes de demande et respectant celles de capacité, tout en minimisant le coût total de transport.

En ajoutant des limitations de distance au CVRP, on obtient un nouveau problème appelé *Distance-constrained CVRP (DCVRP)*. La solution de ce problème (DCVRP) est de trouver des tournées de longueur inférieure ou égale à une distance donnée (Meng et al. [148]).

• **Multi-Compartment Vehicle Routing Problem (MCVRP) :**

Dans le MCVRP, la demande globale de chaque client est composée de plusieurs produits incompatibles nécessitant d'être séparés dans des compartiments indépendants du même véhicule. De plus, le fractionnement (split) de la demande globale est autorisé tandis que celui du produit est interdit (El Fallahi et al. [79], Derigs et al. [66]).

• **Vehicle Routing Problem with Time Windows (VRPTW) :**

Le VRPTW est un VRP auquel on impose, pour chaque client  $i$ , une fenêtre de temps  $[a_i, b_i]$  à l'intérieur de laquelle la livraison doit être effectuée. Quant au dépôt, il est caractérisé par une fenêtre de temps  $[a_0, b_0]$  appelée *Horizon de service*. Ce problème est fréquemment rencontré dans la vie réelle, dans lequel les contraintes de type *rendez-vous* sont très présentes. Les fenêtres de temps constituent la particularité du problème. On distingue deux types de fenêtres de temps à savoir les fenêtres souples et les fenêtres dures. Ces dernières doivent absolument être respectées, contrairement au cas où elles sont souples. Le non-respect d'une fenêtre souple entraîne un coût de pénalité. Pour plus de détails sur le VRPTW, nous référons les lecteurs aux travaux de Nagata et Bräysy [163], et Labadie et al. [130].

• **Vehicle Routing Problem with Backhauls (VRPB) :**

Dans le VRPB, les véhicules peuvent à la fois effectuer des livraisons et des collectes. Il est question ici de répartir les clients en deux types : receveurs (linehauls) et livreurs (backhauls). La résolution du VRPB nécessite que toutes les livraisons soient effectuées pour que les collectes puissent débiter (Gajpal et Abad [94], Belmecheri et al. [16]). Quelques extensions de ce

modèle existent dans la littérature telles que : (1) le VRP with Clustered Backhauls (VRPCB), (2) le VRP with Mixed Linehauls and Backhauls (VRPMLB) et (3) le VRP with Simultaneous Delivery and Pickup (VRPSDP).

- **Vehicle Routing Problem with simultaneous Pick-up and Delivery (VRPSPD) :**

Initialement introduit par Min [153], le VRPSPD est très similaire au VRPB. La principale différence réside dans le fait que la livraison et la collecte peuvent être effectuées simultanément, soit au dépôt, soit chez les clients et non uniquement au dépôt (Tang Montané et Galvão [215]).

- **Vehicle Routing Problem with Split Delivery (VRPSD ou SDVRP) :**

Le VRPSD se différencie des autres problèmes de tournées par le fait qu'il permet de diviser (split) une demande d'un client sur plusieurs tournées. Cela est causé par certains clients dont la demande globale dépasse les capacités de véhicules. L'autorisation du split réduit le nombre de tournées et par conséquent minimise le coût total de transport. Pour plus de détails, nous nous référons aux conclusions de Archetti et al. [5].

- **Vehicle Routing Problem with Multiple Trips (VRPMT) :**

Le VRPMT est introduit dans différents travaux, sous différentes appellations et parfois avec quelques légères différences dans la définition [42]. Il consiste à déterminer plusieurs tournées au cours d'une période donnée tout en (1) utilisant une flotte de véhicules relativement petite et (2) respectant une durée de travail maximale de chaque véhicule.

- **Selective Vehicle Routing Problem (SVRP) :**

Dans le SVRP, la flotte de véhicules est limitée. En conséquence, seul un sous-ensemble de clients peut être servi. Une compensation pour non-livraison (CND) est aussi déterminée pour chaque client non servi. L'objectif du SVRP est de déterminer un sous-ensemble de clients à desservir, ainsi que la séquence dans laquelle ces clients seront desservis de manière à minimiser le coût total de distribution. Ce coût comprend à la fois le coût de transport et la valeur totale de la CND (Defryn et al. [65]).

- **Open Vehicle Routing Problem (OVRP) :**

Dans l'OVRP, les véhicules ne sont pas obligés de retourner au dépôt après avoir servi le dernier client de la tournée. L'OVRP apparaît surtout dans la livraison à domicile des colis et des journaux. Par exemple, les sous-traitants des sociétés de livraison utilisent leurs propres véhicules et ne retournent pas au dépôt (Eglese et al. [76], Golden et al. [108]).

- **Multi-Depot Vehicle Routing Problem (MDVRP) :**

Le MDVRP se rencontre généralement dans la distribution de marchandises. Il comporte plusieurs dépôts répartis sur un territoire géographique donné et dans lesquels sont localisés les véhicules. Chaque véhicule part de n'importe quel dépôt mais revient à son dépôt d'origine.

Une brève description du MDVRP et ses variantes peut être trouvée dans Ho et al. [115], Wassan et al. [233].

- **Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem (HFVRP ou HVRP) :**

Le HVRP considère une flotte de véhicules non uniformes, i.e, les véhicules possèdent des caractéristiques différentes à savoir la vitesse, les coûts fixes et variables, type et nombre de véhicules, la capacité,...,etc. (Prins [182], Brandão [28]).

- **Periodic Vehicle Routing Problem (PVRP) :**

Le PVRP consiste à trouver un ensemble des tournées de véhicules, satisfaisant chaque demande autant de fois que nécessaire dans une période de planification. En effet, on impose que chaque client doit être visité  $k$  fois au cours de ladite période, et que ce  $k$  constitue une donnée du modèle (Vidal et al. [228], Campbell et Wilson [38]). Dans le cadre de notre thèse, ce cas de figure, apparaît dans le ravitaillement des dépôts secondaires à partir des dépôts primaires.

- **Inventory Routing Problem (IRP) :** Connue en français sous le nom de problème de tournées de véhicules avec gestion des stocks, l'IRP est une variante un peu plus générale que le PVRP surtout qu'il intègre le concept de gestion des stocks. L'objectif est de planifier les tournées de véhicules tout en évitant les ruptures de stock chez les clients. C'est pourquoi, dans la solution de l'IRP, on doit résoudre les sous-problèmes liés à (1) la gestion des stocks chez les clients en déterminant les quantités à livrer, (2) l'affectation des clients aux périodes de livraison, (3) et la planification des tournées (Coelho et al. [50]).

- **Stochastic Vehicle Routing Problem (SVRP) :**

Le SVRP se caractérise par un aspect aléatoire associé à une partie des données comme par exemple la demande, le nombre de clients, le temps de parcours, le temps de service qui ne sont pas connus avec exactitude mais plutôt générés par des approches probabilistes. Il existe plusieurs variantes du SVRP dans la littérature et nous référons le lecteur au plus récent état de l'art de Oyola et al. [170].

- **Dynamic Vehicle Routing Problem (DVRP) :**

Dans le DVRP, certaines ou toutes les données (apparition d'un nouveau client, fin de service,...etc.) sont mises à jour au fur et à mesure que le processus de planification des tournées se déroule. Il se peut aussi que les données en elles-mêmes ne sont pas entièrement connues quand la résolution du problème commence (Pillac et al. [173]).

### 2.3. Problèmes de tournées de véhicules évoqués dans le cadre de cette thèse

Comme mentionné dans le premier chapitre, la distribution des produits pétroliers tient compte à la fois des exigences de la clientèle en termes de temps de livraison et des spécificités de produits transportés qui ne devraient pas être mélangés. Cela concerne les opérations de chargement, affectation, planification, etc.

C'est dans ce contexte que nous nous intéressons à la combinaison de plusieurs variantes présentées ci-dessus. Dans les sections suivantes, nous détaillons trois variantes qui ont été évoquées dans le cadre de cette thèse.

#### 2.3.1. Problème de tournées de véhicules avec compartiments multiples MCVRP. —

Identifié en 1979 comme variante du VRP [47], le MCVRP se caractérise par le fait que la flotte de véhicules est compartimentée, ce qui permet de transporter plusieurs produits incompatibles sur un même véhicule. L'objectif est de trouver un ensemble des tournées de véhicules, évitant tout mélange de produit sur le véhicule et en respectant les contraintes de capacité des compartiments. Pour la modélisation du MCVRP dans sa version générale, nous allons étendre la formulation de Fisher et Jaikumar [87] [88] où d'autres données et variables vont être définies comme suit :

$$\bullet z_{pqk} = \begin{cases} 1 & \text{si le produit } p \text{ est affecté au compartiment } q \text{ du véhicule } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $d_{ip}$  : La demande du client  $i$  en produit  $p$ .
- $Q_k$  : L'ensemble de compartiments du véhicule  $k$ .
- $c_{qk}$  : La capacité du compartiment  $q$  du véhicule  $k$ .

La contrainte assurant le respect des capacités des compartiments est donnée comme suit :

$$d_{ip} \leq \sum_{q \in Q_k} c_{qk} z_{pqk}, k \in K, i \in N, p \in P \quad (2.3.1)$$

En dépit de la diversité de ses applications (industrie pétrolière, chimique, alimentaire, service public...), le MCVRP n'a pas toutefois attiré l'attention des chercheurs jusqu'à récemment. Nous référons les lecteurs aux revues de l'état de l'art dans Derigs et al. [66], et Pollaris et al. [175]. Ces revues portent sur les applications du MCVRP ainsi que leurs méthodes de résolution.

À notre connaissance, la première application pétrolière pour le MCVRP se trouve dans Brown et Graves [34] où ils ont proposé une méthode de résolution du problème de distribution de produits pétroliers rencontré chez l'entreprise *Chevron USA*. Celle-ci dispose d'une flotte de 300 véhicules dont les citernes comportent jusqu'à six compartiments. Dans ce problème, le dépôt stocke différents produits et les commandes émanant des clients sont supposées être

égales aux capacités de véhicules comportant généralement trois produits différents. Par conséquent, les tournées ne sont constituées que d'un aller-retour entre le dépôt et le client. L'objectif est de minimiser les coûts de transport de produits pétroliers des dépôts vers les clients. Les auteurs ont développé deux approches de résolution. L'une basée sur la programmation linéaire en nombres entiers, et l'autre repose sur une heuristique pour résoudre le sous-problème d'affectation de type *produit-véhicule*.

Brown et al. [35] ont repris l'idée de Brown et Graves [34] pour résoudre le même problème rencontré par l'entreprise *Mobil Oil Corporation* aux États-Unis. Néanmoins, les auteurs ont permis cette fois la visite de plusieurs clients par une même tournée. Une telle permission a nécessité deux étapes supplémentaires dans la résolution. Il s'agit de déterminer depuis quel dépôt chaque commande doit être prélevée et par quel véhicule cette commande doit être transportée. Franz et Woodmanse [93] ont développé un système d'aide à la décision pour planifier la livraison journalière d'une compagnie pétrolière. La planification porte à la fois sur la répartition des camions-citernes et l'affectation journalière des chauffeurs.

Quant à Ronen [192], sa principale préoccupation était de mettre en place une livraison rapide et économique des produits pétroliers et/ou produits chimiques liquides par une flotte de véhicules. L'auteur a proposé trois modèles (*Partitionnement, Séparation et Emballage*) et il a montré comment ces modèles peuvent être adaptés pour un système de distribution des carburants. Pour le même problème, Bausch et al. [12] ont proposé une approche de résolution basée sur le mécanisme *partition d'abord - routes ensuite*. L'algorithme de balayage consistant à déterminer les routes pour chaque sous-groupe est appliqué.

C'est dans ce même contexte que s'inscrit le travail de Van der Bruggen et al. [226]. Les auteurs dans [226], ont proposé une solution à la version multi-dépôts du problème d'approvisionnement des stations-services. L'objectif est d'optimiser l'infrastructure de distribution sur un réseau d'étude composé de six dépôts, 800 stations et une flotte de 20 à 30 véhicules. Le problème est décomposé en trois sous-problèmes de localisation, affectation et construction optimale des routes. Quant à la méthode de résolution, elle est composée de deux heuristiques, l'une est basée sur la relaxation lagrangienne et l'autre sur les procédures d'insertion de Gendreau et al. [98] et d'amélioration de type 3-opt (Lin [140]).

Nussbaum et Sepulveda [166] ont présenté le problème de distribution rencontré par la plus grande compagnie de distribution de carburants au Chili. En plus des plans de livraison obtenus par une approche heuristique, la planification, l'exécution et le contrôle font également partie du système développé.

En ce qui concerne l'approvisionnement des stations-services, Taqa Allah et al. [216] ont réalisé un travail remarquable visant à simuler différentes politiques (heures supplémentaires,

location de véhicules tiers) et mesurer surtout l'impact de se limiter à un client par tournée sur leur performance. Dans ce travail, les auteurs ont proposé plusieurs heuristiques gloutonnes suivies d'une procédure d'amélioration pour la version multi-périodes du problème. De plus, ils ont proposé deux heuristiques pour le problème d'approvisionnement des stations-services sans fenêtres de temps à partir d'un seul dépôt en utilisant une flotte illimitée de véhicules homogène.

En 2002, Ben Abdelaziz et al. [17] ont présenté une application réelle rencontrée chez l'entreprise SNDP en Tunisie. Il s'agit d'un problème de livraison de produits pétroliers mono-période en utilisant des véhicules hétérogènes et compartimentés. Dans ce travail, les auteurs ont appliqué une approche de recherche à voisinage variable. Malépart et al. [143] ont généralisé ce problème en autorisant la visite de plusieurs stations sur la même tournée. Ils ont proposé quatre heuristiques : Deux sont gloutonnes et permettent (1) l'affectation itérative des commandes aux véhicules tout en maximisant les quantités livrées, et ensuite (2) la construction des routes. Les deux autres sont appliquées à chacune des variantes en vue d'amélioration de la solution. Ces heuristiques sont testées sur un jeu de données réel obtenu auprès d'une entreprise de transport dans l'Est du Canada.

Avella et al. [6] ont considéré le problème d'approvisionnement multi-périodes où les commandes des clients sont connues et doivent être des combinaisons linéaires de la taille des compartiments. Autrement dit, chaque compartiment doit être entièrement rempli ou vide lors de l'opération de chargement. Après avoir modélisé le problème comme un problème de partitionnement, les auteurs ont proposé une heuristique et une méthode exacte de branch-and-price pour sa résolution.

Ng et al. [165] ont étudié deux réseaux de distribution des carburants à Hong Kong. Ils ont proposé un modèle permettant l'affectation simultanée des tournées aux véhicules et aux stations-services. L'originalité de ce travail réside dans le fait que les commandes des stations-services sont gérées par le fournisseur qui décide quand et pour combien de quantité à livrer.

Cornillier et al. [54, 55, 56, 57] ont proposé quatre articles, chacun d'eux présente une version différente du problème d'approvisionnement. Dans le premier article [54], ils ont appliqué une méthode exacte au cas où la flotte est illimitée et le nombre de stations par tournée est limité à deux. Le problème est décomposé en sous-problèmes d'affectation des produits aux compartiments et de planification de routes. L'affectation est modélisée sur un graphe biparti et la planification des routes est réduite à un problème de couplage de coût minimum. Dans le second article [55], les auteurs ont appliqué une approche heuristique pour la version multi-périodes du problème tout en limitant cette fois le nombre de véhicules. De plus, ils ont

introduit un algorithme récursif incluant une procédure d'anticipation des livraisons pour résoudre le problème d'affectation des stations aux différentes périodes. Pour la planification des tournées, ils ont proposé une procédure dite *route packing*. Dans le troisième article [56], ils se sont intéressés à nouveau au problème mono-période en intégrant cette fois-ci les fenêtres de temps. La flotte est limitée et la limitation des routes à deux stations est relaxée. Contrairement à celle dans [54], cette formulation repose sur une sélection de routes respectant les contraintes temporelles. En effet, deux heuristiques ont été développées pour la génération des routes. L'une est basée sur une présélection des arcs dans un graphe, l'autre, sur la résolution exacte des problèmes issus de décompositions géographiques successives. Enfin, Cornillier et al. [57] ont introduit, dans le quatrième article, une nouvelle formulation pour la version multi-dépôts du problème d'approvisionnement. Ils ont développé une approche heuristique permettant la génération des rotations "*trips*", au lieu des routes comme dans les trois précédents articles.

Surjandari et al. [204] ont abordé la situation réelle de *Pertamina*, une compagnie publique de distribution de pétrole et de gaz en Indonésie. Ils ont développé une approche à base de recherche tabou pour organiser au mieux l'activité de livraison quotidienne des stations-services en multi-produits à partir de plusieurs dépôts. Lors de la livraison, on autorise les livraisons fractionnées (*split delivery*) et on impose les fenêtres de temps.

Popović et al. [176] se sont intéressés à la distribution de produits pétroliers par camion-citernes. Ce problème a été considéré comme une généralisation d'un IRP (Inventory Routing Problem) avec multi-périodes, multi-produits et compartiments multiples. Pour sa résolution, les auteurs ont proposé une formulation sous forme d'un programme linéaire en nombres entiers mixtes et ont développé une méthode de recherche à voisinage variable. Pour le même problème, Vidović et al. [230] ont proposé deux nouvelles solutions basées sur la modélisation mixte en nombres entiers "MIP" du problème. Le modèle "MIP" est formulé comme un problème d'affectation des stations-services aux trajets simples. Quant à l'heuristique proposée, elle inclut (1) la résolution du modèle "MIP" relaxé pour obtenir la solution initiale, (2) des idées permettant la répartition des livraisons sur une ou plusieurs périodes de temps, (3) l'affectation des stations-services aux véhicules et (4) la méthode de descente à voisinage variable (VND).

L'une des premières études sur la nature périodique de la distribution des carburants se trouve dans Triki [224]. L'auteur a développé une approche composée de plusieurs heuristiques. Celles-ci, ont été testées sur un ensemble d'instances fournies par une société italienne de distribution des produits pétroliers.

Carotenuto et al. [40] ont proposé une étude dans le cadre de la réorganisation du réseau de distribution finale du gasoil pour une compagnie pétrolière européenne. Celle-ci doit décider du



plan d'approvisionnement hebdomadaire et déterminer les trajets quotidiens des véhicules. Ce problème, modélisé comme une extension du problème de tournées de véhicules périodique, est résolu par un algorithme génétique hybride. Une nouvelle formulation du même problème est décrite par Triki et al. [225] suivie d'une application issue de la distribution des produits pétroliers à Sultanat d'Oman. La nouveauté est qu'ils ont inclus deux concepts complexes dans le même modèle d'optimisation : *périodicité* et *compartimentage des véhicules*.

Par ailleurs, outre les applications mentionnées dans l'industrie pétrolière, le MCVRP est très présent dans d'autres secteurs d'activités. Nous citons par exemple :

- Livraison de nourriture :

Chajakis et Guignard [44] se sont penchés sur un problème d'approvisionnement de magasins. Les livraisons sont de types secs, réfrigérés et congelés. De plus, elles sont transportées par une flotte composée de véhicules compartimentés et sont conditionnées à différents niveaux de température (ambiant, frais, froid). Les auteurs ont appliqué une approche de résolution exacte basée sur une relaxation lagrangienne afin d'optimiser le coût total composé de coûts de transport et de réfrigération des produits.

Ruiz et al. [194] ont développé un système d'aide à la décision pour résoudre un cas réel. L'idée de leur approche de résolution consistait à énumérer implicitement un ensemble des routes faisables, puis appliquer une méthode exacte en vue de sélectionner les tournées optimales. El Fallahi et al. [79] ont étudié le problème de livraison d'un aliment destiné au bétail en utilisant des véhicules compartimentés. L'originalité de ce problème réside dans l'introduction de contraintes d'incompatibilité imposées par des règles d'hygiène et de sécurité alimentaires. Pour la résolution, les auteurs ont développé une recherche tabou et un algorithme mémétique. Derigs et al. [66] ont présenté deux variantes du MCVRP. La première variante est assez similaire à celles proposées par Chajakis et Guignard [44], et El Fallahi et al. [79]. La deuxième variante est caractérisée par le fait que les tailles des compartiments sont flexibles.

- La collecte des déchets :

Muyldermans et Pang [161] ont montré l'avantage d'utiliser des véhicules compartimentés. Ils ont développé une méthode de recherche locale guidée pour résoudre une classe spécifique de problèmes de tournées sans fenêtres de temps. Reed et al. [185], quant à eux, ont abordé l'application du MCVRP appliquée à la collecte des déchets ménagers destinés au recyclage. Les auteurs ont appliqué l'algorithme de colonies de fourmis. Le même algorithme est réappliqué pour résoudre le MCVRP dans le cadre de la collecte des déchets "kerbside" déjà triés dans des compartiments séparés (verre, papier,...). Plus récemment, Henke et al. [113] ont résolu un MCVRP similaire rencontré dans le cadre de la collecte des déchets de verre. La particularité de ce problème est que les compartiments ont des tailles flexibles. Cela permet de générer

des instances avec un nombre de compartiments inférieur à celui de produits. La méthode de recherche à voisinage variable (VNS) est appliquée.

- La collecte du lait :

Caramia et Guerriero [39] se sont intéressés à l'application du MCVRP dans la collecte du lait. Ce problème est caractérisé par le fait que (1) les véhicules sont hétérogènes, (2) les compartiments ont des tailles fixes et (3) il n'y a, a priori, pas d'affectation des produits aux compartiments. Les auteurs ont proposé une approche heuristique permet d'assigner, dans un premier temps, les demandes aux véhicules puis de déterminer les tournées de ces véhicules.

- La collecte de l'huile d'olive :

Lahyani et al. [132] se sont intéressés à la résolution du problème de tournées de véhicules avec multi-dépôts, multi-compartiments, multi-produits et fenêtres de temps survenant dans la collecte de l'huile d'olive en Tunisie. Les auteurs ont développé un algorithme exact de type branch-and-cut et une métaheuristique de génération de colonnes unifiée incluant une recherche à voisinage variable.

- Le contexte stochastique :

Dans ce contexte, Mendoza et al. [146] [147] ont décrit deux approches intégrant le concept stochastique de manière implicite (capacité résiduelle du compartiment) et explicite (la demande) dans le processus de planification des tournées. Après avoir appliqué l'algorithme métamétique, les résultats ont montré que la première approche réduit le temps de calcul tandis que la deuxième fournit des solutions de meilleure qualité.

- Le contexte maritime :

Fagerholt et Christiansen [82] ont introduit une application industrielle du MCVRP dans le contexte maritime. Les auteurs se sont intéressés à l'ordonnement des cargos pour la collecte et livraison de marchandises. Les compartiments sont séparés par des cloisons amovibles, ce qui les rend flexibles. L'approche de partitionnement d'ensemble est appliquée pour résoudre le problème en deux étapes : l'affectation des produits aux cargos et leur ordonnancement.

**2.3.2. Problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps VRPTW.** — Dans le VRPTW, on distingue en général deux types de fenêtres de temps à savoir : les fenêtres souples (*soft*) et les fenêtres dures (*hard*). La présence de ces fenêtres limite la flexibilité du problème c'est-à-dire, deux clients voisins peuvent être disponibles à deux périodes très différentes de la journée. De plus, elles rendent le problème dynamique, au sens où une simple modification à un endroit de la tournée peut se répercuter sur les temps d'arrivée aux clients subséquents, pouvant rendre la tournée irréalisable. Contrairement aux fenêtres de temps dures nécessitant un respect absolu, le non-respect de fenêtres de temps souples entraîne un coût supplémentaire

(pénalité). Nous référons les lecteurs aux publications de Taillard et al. [207], et Bräysy et Gendreau [32] [33].

Pour la modélisation, nous poursuivons les notations de la formulation mathématique de Fisher et Jaikumar [87] [88] où d'autres données et variables sont définies comme suit :

- $[a_i, b_i]$  : La fenêtre de temps du client  $i$ .
- $t_i$  : Le temps de service du client  $i$ .
- $t_{ij}$  : Le temps de transport entre les clients  $i$  et  $j$ .
- $s_{ik}$  : La variable associée au temps d'arrivée du véhicule  $k$  au client  $i$ .
- $M$  : Une grande valeur.

Les contraintes traitant les fenêtres de temps sont représentées comme suit :

$$s_{ik} + t_i + t_{ij} - M(1 - x_{ijk}) \leq s_{jk}, i, j \in V, i \neq j, k \in K \quad (2.3.2)$$

$$a_i \leq s_{ik} \leq b_i, i \in V \setminus \{0\}, k \in K \quad (2.3.3)$$

La contrainte (2.3.2) assure la cohérence temporelle des tournées. En effet, elle vérifie que pour deux clients visités consécutivement par un même véhicule, le début de service du second client commence après la fin de service du premier client augmenté du temps de transport nécessaire pour se rendre au second client. La contrainte (2.3.3) garantit que chaque demande est servie dans sa fenêtre de temps.

La prise en compte d'une limite sur le temps de travail de chaque journée, notée  $H$ , peut se faire en introduisant la contrainte (2.3.4) :

$$\sum_{i \in V \setminus \{0\}} s_i y_{ik} + \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} t_{ij} x_{ijk} \leq H, i \neq j, \forall k \in K \quad (2.3.4)$$

Dans cette thèse, nous nous sommes concentrés, en particulier sur le problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps souples (VRP with Soft Time Windows). Cette version du problème apparaît dans plusieurs contextes tels que : la livraison des stations-services, le transport du personnel, la livraison postale, etc.

**2.3.3. Problème de tournées de véhicules avec contraintes de chargement.** — La prise en compte de l'aspect chargement dans la planification des tournées de véhicules est incontournable dès lors qu'il s'agit d'objets ayant une forme particulière engendrant des contraintes supplémentaires. L'étude des problèmes combinant l'optimisation de chargement des véhicules conjointement à celle de la planification des tournées est assez récente. Il existe peu de littérature sur ces problèmes et nous référons le lecteur aux revues d'Iori et Martello [121], et Pollaris et al. [175]. Ces derniers, ont cité 76 références jusqu'en 2015. L'un des problèmes

auxquels nous nous intéressons dans cette thèse se rapporte au cas où les objets transportés sont des produits liquides (carburants). Ce problème se pose fréquemment dans le transport des produits pétroliers par navires-pétroliers ou par camions-citernes compartimentés. De plus, ce qui est remarquable dans cette littérature, c'est que les auteurs donnent plus d'importance à l'optimisation des tournées qu'au chargement de véhicules. En d'autres termes, ils considèrent la planification des tournées comme problématique principale, et au cours de la résolution, ils utilisent des procédures spécifiques pour traiter le chargement comme sous-problème.

Par ailleurs, le problème de chargement de véhicules a fait l'objet de nombreuses études. À notre connaissance, le premier travail a été publié par Christofides et al. [47]. Dans leur travail, les auteurs ont proposé le problème dont l'objectif est de minimiser les coûts associés aux compartiments utilisés pour le chargement d'un seul produit liquide. Ils ont abordé aussi le cas où une livraison nécessite l'utilisation de plusieurs compartiments et que le déchargement partiel est autorisé. Yuceer [239] ont proposé une solution au cas où les quantités à charger n'ont pas de bornes maximales (tel serait le cas si les stations-services avaient des capacités de stockage illimitées). Bukchin et Sarin [36] se sont intéressés, quant à eux, au chargement d'un véhicule pour livrer une seule station. L'objectif est très similaire à celui de Yuceer [239] en ce sens qu'il consiste à minimiser la fréquence des livraisons. Une variante de ce problème est présentée par Smith [201] incluant plusieurs produits et différents coûts liés au stockage et livraison. Pour la résolution, l'auteur a utilisé l'algorithme génétique. Yuceer et Ozakca [240] ont repris l'idée de Yuceer [239] pour proposer une nouvelle version du problème. La nouveauté réside dans l'ajout d'un modèle de programmation linéaire mixte en nombres entiers.

## 2.4. Méthodes de résolution

Dans la littérature, plusieurs méthodes de résolution applicables au VRP ont été développées dans l'espoir d'atteindre de meilleures solutions avec des temps de calcul réduits. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories : les méthodes exactes et les méthodes approchées (Laporte et al. [134]). Ces deux catégories de méthodes, exactes comme approchées, peuvent être combinées pour tenter de gagner en qualité de solutions ou en rapidité. La figure 1 présente une classification générale de ces méthodes. Pour plus de détails sur les méthodes de résolution du VRP, nous référons le lecteur aux revues de l'état de l'art récentes comme celles de Bräysy et Gendreau [33], Gendreau et al. [101], Potvin [177], Toth et Vigo [222], et Labadie et Prins [129]. Dans ce qui suit, nous rappelons les principales méthodes de résolution qui apparaissent fréquemment dans la littérature du VRP.

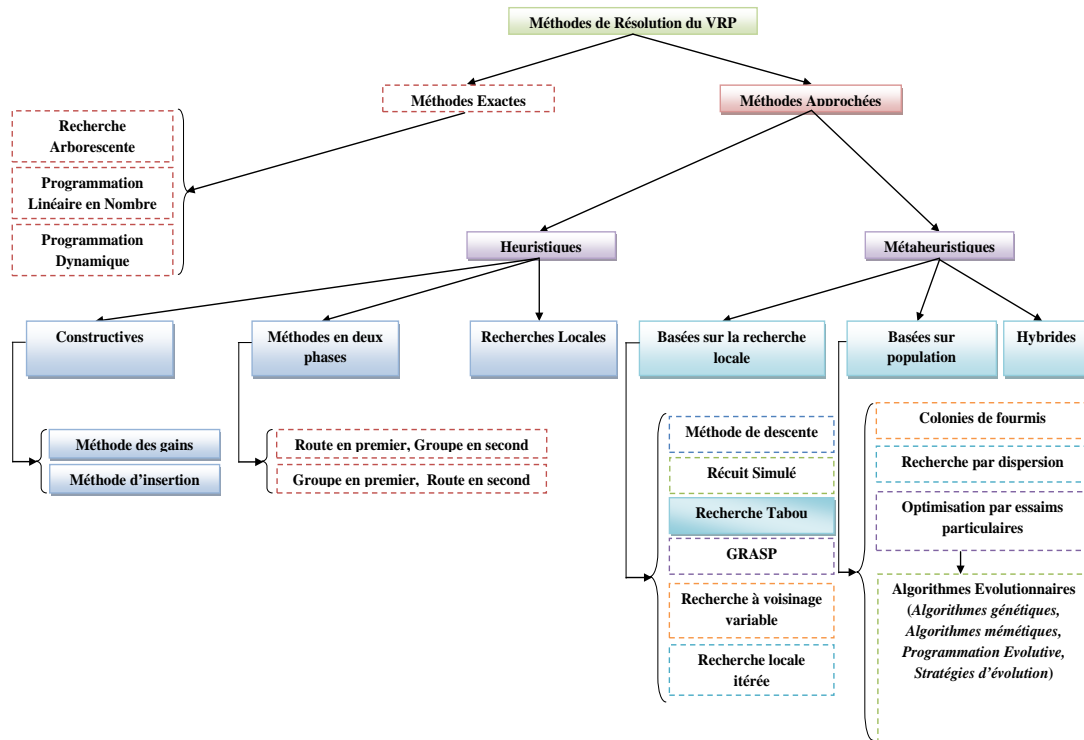


FIGURE 1. Les méthodes de résolution du VRP

**2.4.1. Méthode exactes.** — Les méthodes exactes procèdent par exploration intelligente de l'espace de recherche afin de trouver, selon un critère donné, une meilleure solution ou dans le cas échéant, de prouver l'inexistence de solution. Au fur et à mesure que la taille du problème augmente, ces méthodes requièrent un temps de calcul et un espace de mémoire très importants. Pour le VRP, les méthodes exactes sont basées sur les approches de recherche arborescente, programmation linéaire et de programmation dynamique.

**2.4.1.1. Recherche arborescente.** — L'idée de la recherche arborescente repose sur l'énumération implicite de l'espace de recherche. Celui-ci est (1) défini par des contraintes auxquelles le problème a été astreint, et (2) représenté sous forme d'un arbre dont les sommets désignent des solutions. Parmi ses algorithmes les plus connus, nous citons l'algorithme de séparation et évaluation, connu également sous son appellation *Branch and Bound* [133]. Comme son nom l'indique, l'algorithme repose sur une recherche arborescente d'une solution optimale par séparations et évaluations, en présentant les solutions par un arbre d'états, avec des sommets et des feuilles. Le branch and bound est basé sur trois concepts : l'évaluation, la séparation et la stratégie de parcours (largeur d'abord, profondeur d'abord et meilleure d'abord). Toth et Vigo [220] ont présenté aussi une description détaillée de cet algorithme dans leur livre.

Pour le VRP, à notre connaissance, l'algorithme branch and bound est initialement appliqué par Christofides et Eilon [48]. Plus tard, les tentatives d'obtenir des solutions optimales ont permis seulement de résoudre des problèmes possédant jusqu'à 100 clients [53]. Malgré leurs déficiences, ces algorithmes constituent le noyau de développement d'heuristiques plus sophistiquées.

*2.4.1.2. Programmation linéaire en nombres entiers.* — La programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) consiste à décrire le problème au moyen d'une formulation composée de (1) variables de décision, (2) contraintes auxquelles sont soumises ces variables et (3) objectif visé (à optimiser). Les contraintes et l'objectif sont des fonctions linéaires des variables.

Une des méthodes les plus utilisées dans la résolution des PLNE est la méthode de séparation et coupe (*branch and cut*). Initialement introduite par Padberg et al. [171], cette méthode généralise celle de branch and bound dans le sens où elle intègre un algorithme de coupes pour trouver la borne de chaque sous-problème.

En ce qui a trait au VRP, plusieurs modélisations linéaires sont disponibles dans la littérature. Nous invitons le lecteur intéressé par plus de détails à consulter [162] [8]. Par ailleurs, quelques solveurs commerciaux, comme le CPLEX et XPRESS, sont proposés pour résoudre les PLNE.

*2.4.1.3. Programmation dynamique.* — Initialement développée par Bellman [15] pour résoudre typiquement des problèmes d'optimisation, la programmation dynamique consiste à décomposer le problème principal en sous-problèmes de tailles réduites. Pour la résolution, la méthode commence, d'abord, par résoudre les sous-problèmes et remonte progressivement à des sous-problèmes plus difficiles jusqu'au problème principal.

Cette méthode a fait l'objet de quelques applications aux problèmes de VRP de très petites tailles. Nous citons, par exemple, les travaux d'Eilon et al. [77], Rego et al. [186] et Baise [7].

**2.4.2. Méthodes approchées.** — La limite technologique actuelle, en termes de puissances de calculs des ordinateurs, ne permet pas généralement la résolution optimale de grands problèmes dans des délais raisonnables. Cela est peut être l'une des raisons pour lesquelles, les méthodes approchées s'avèrent d'une grande utilité. Celles-ci, consistent à trouver des solutions quasi-optimales en un temps de calcul raisonnable, sans toutefois pouvoir en garantir l'optimalité. On distingue deux classes de méthodes : les heuristiques et les métaheuristiques.

Dans ce qui suit, nous rappelons les principales heuristiques et métaheuristiques développées pour les problèmes de tournées de véhicules. Mais avant cela, nous reprenons les définitions de Duhamel [74] pour chacune de ces méthodes :

- Une heuristique est une méthode approchée dédiée à un problème et qui tente d'exploiter au mieux sa structure par des critères de décision déduits de la connaissance du problème [74].

- Une métaheuristique est une méthode approchée générique dont le principe de fonctionnement repose sur des mécanismes généraux indépendants de tout problème [74].

2.4.2.1. *Heuristiques.* — Dans ce qui suit, nous décrivons trois familles d’heuristiques recensées dans le domaine du VRP [134] : (1) les heuristiques constructives, (2) Les heuristiques en deux phases et (3) les heuristiques de recherches locales.

#### 1) *Heuristiques constructives*

Les méthodes constructives sont parmi les premières heuristiques appliquées aux problèmes de tournées de véhicules. Elles construisent progressivement une solution unique en effectuant une suite de choix partiels et définitifs au sens où elles ne contiennent pas de phase d’amélioration. Nous décrivons ci-après deux heuristiques connues de cette catégorie :

- *Méthode des gains de Clarke et Wright*

La méthode des gains ou *savings*, introduite par Clarke et Wright [49], est la première heuristique proposée pour le VRP. Comme montré sur la figure 2, cette méthode consiste à déterminer itérativement les gains obtenus en servant deux sous-ensembles de clients par une même tournée au lieu de deux tournées distinctes. En partant d’une solution triviale dont laquelle chaque client est affecté à une tournée (dépôt → client → dépôt), la méthode fusionne ces tournées deux à deux, calcule les gains obtenus et les trie par ordre décroissant, et enfin sélectionne celle qui donne le plus grand gain. La fusion des tournées ne s’effectue que si toutes les contraintes du problème sont vérifiées (capacités, sous-tours,...) et l’algorithme s’arrête lorsqu’il n’y a plus de fusions améliorantes.

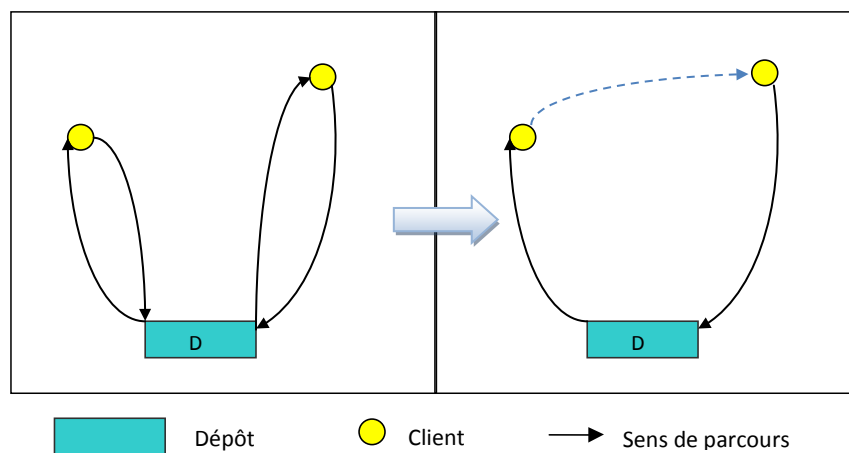


FIGURE 2. Construction d’une tournée par l’heuristique de savings

- *Méthode d’insertion*

Contrairement à la méthode de Clarke et Wright, construisant une tournée par chaque client, la méthode d'insertion intègre au fur et à mesure les clients qui ne font pas encore partie de la tournée courante. Cette méthode, introduite par Mole et Jameson [156], procède en deux étapes : sélection puis insertion des clients dans des tournées tout en s'assurant d'une amélioration de la fonction objectif du problème.

Plusieurs heuristiques d'insertion sont disponibles dans la littérature. Parmi celles-ci, figure l'heuristique du plus proche voisin. Dans cette heuristique, le déplacement doit toujours être fait vers le client le plus près qui n'a pas encore été visité par la tournée en construction. La figure 3 présente un exemple d'application de cette heuristique.

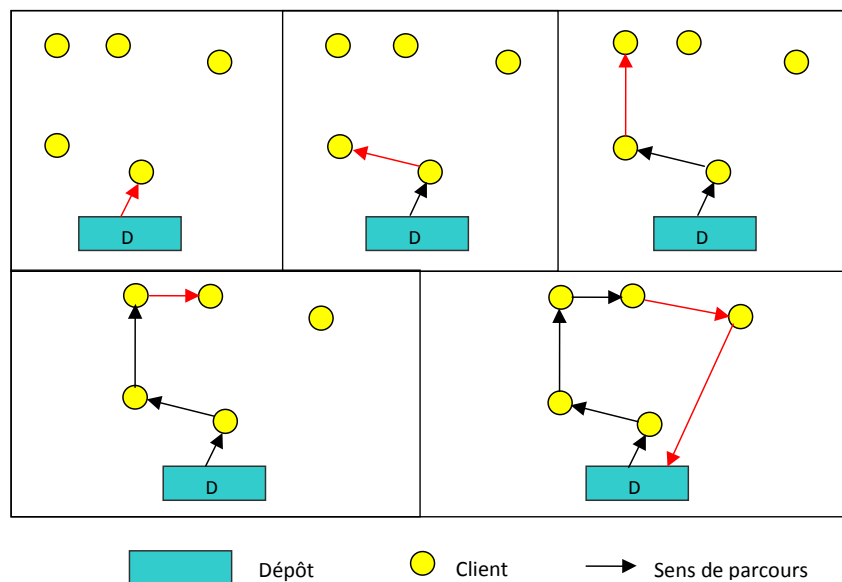


FIGURE 3. Construction d'une tournée par l'heuristique du plus proche voisin

## 2) Heuristiques en deux phases

Comme leur nom l'indique, ces heuristiques consistent à décomposer le problème en deux phases, une première phase consacrée au partitionnement du problème en sous-ensembles clients, qui seraient utilisés durant la deuxième phase pour déterminer les tournées associées à chaque sous-ensemble. Les deux phases peuvent être alternées et selon l'ordre dans lequel elles sont appliquées, on distingue deux types d'heuristiques :

- *Heuristique Route-first, Cluster-second*

Initialement proposée par Beasley [13], cette méthode procède par construction d'une tournée géante permettant de visiter tous les clients moyennant un véhicule de capacité



infinie (cas de voyageur de commerce). Cette tournée géante est ensuite découpée en tournées réalisables selon le nombre de véhicules disponible.

- *Heuristique Cluster-first, Route-second*

Contrairement à l'heuristique route-first et cluster-second, cette heuristique consiste à former (1) des groupes de clients, puis (2) construire les tournées pour chacun des groupes [137]. Une des applications la plus connue de cette heuristique est celle de balayage (*sweep heuristic*). Dans cette heuristique, développée par Gillett et Miller [102], les clients sont localisés par leurs coordonnées polaires (angle, longueur du rayon) dont l'origine est le dépôt. Les principales étapes de cette heuristique sont décrites ci-dessous et la figure 4 présente un exemple de son application :

- Trier les clients dans l'ordre croissant de leurs coordonnées  $\theta_i$ .
- Sélectionner un véhicule vide, il devient alors le véhicule courant.
- Si la capacité du véhicule courant le permet, assigner le client non visité ayant le plus petit  $\theta_i$ .
- Répéter l'étape (c) tant que la capacité du véhicule le permet.
- Si la capacité du véhicule est dépassée et qu'il reste des clients à visiter, retourner à l'étape (b).

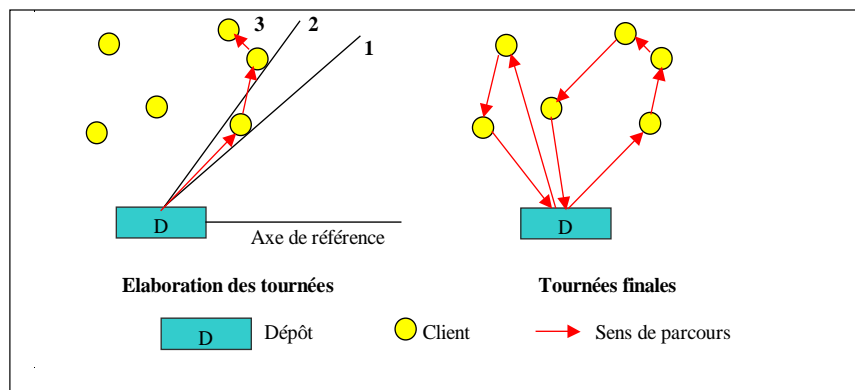


FIGURE 4. Construction d'une tournée par l'heuristique de balayage

Une extension de cette heuristique est appelée *petal heuristic*. Proposée par Foster et Ryan [92], cette heuristique consiste à générer un ensemble de "clusters" et identifier ceux conduisant à la meilleure solution. De même, Renaud et al. [187] ont généralisé l'application de cette méthode en introduisant une heuristique dite *2-pétales* dans laquelle, la recherche de la meilleure partition d'ensemble se fait sur des blocs de deux tournées.

### 3) Heuristiques de recherches locales

Ces méthodes sont connues également sous l'appellation de *recherche de voisinage* ou *méthodes d'amélioration itérative*. Elles consistent à appliquer des modifications élémentaires aux tournées dans le but d'obtenir la meilleure planification possible. En d'autres termes, une heuristique de recherche locale part d'une solution initiale et applique itérativement des mouvements de clients dans le but d'explorer le voisinage de la solution en cours. Lorsqu'une meilleure solution est obtenue, elle remplace l'ancienne, dans le cas contraire, la solution courante est considérée comme un *optimum local* du problème et du voisinage utilisé.

En ce qui a trait du VRP, Laporte et Semet [135] ont proposé une classification des voisinages selon leur aspect mono-tournée ou inter-tournées. Parmi les heuristiques les plus connues, nous citons le  $k - opt$  initialement développée par Lin [140] pour le TSP. Le  $k - opt$  génère des solutions via la suppression et la réinsertion de  $k$  paires d'arcs. Les cas où  $k = 2$  et  $k = 3$  représentent les voisinages les plus couramment utilisés dans la littérature. Nous citons également le voisinage  $Or - opt$  proposé par Or [167] qui consiste à remplacer une séquence de clients par une autre. Enfin, Gendreau et al. [98] ont introduit un opérateur d'insertion *GENI* évaluant, à la fois, l'insertion d'un client dans une tournée et l'optimisation de son emplacement par des  $k - opt$  restreints à des clients voisins.

D'autres types d'exploration de voisinage sont très utilisés dans la littérature du VRP. Il s'agit du voisinage  $\lambda$ -*interchange*, proposé par Osman [168], qui consiste à échanger au plus  $\lambda$  clients d'une première tournée avec au plus  $\lambda$  clients d'une seconde tournée. Le voisinage *insert (shift)* consiste à déplacer un seul client, tandis que le *swap (1-interchange)* échange deux clients au sein de leurs séquences respectives. Un autre voisinage,  $2 - opt^*$ , consistant à supprimer et réinsérer deux paires d'arcs impliquant des tournées différentes, a été proposé par Potvin et Rousseau [178]. Le  $2 - opt^*$ , parfois appelé *crossover*, peut aussi être vu comme une interversion de deux "fin de tournées". À part ces voisinages communément utilisés, d'autres voisinages de plus grande taille peuvent être trouvés dans la littérature, à savoir : le *CROSS* proposé par Taillard et al. [207], le *I-CROSS* de Bräysy [31].

Il existe de nombreuses revues de littérature sur l'application des recherches locales aux VRP. Nous citons celles de Bräysy et Gendreau [32], et Vidal et al. [227].

Bien que ces voisinages ont montré leur efficacité pour certains problèmes de VRP, mais leur adaptation à d'autres variantes de grande taille était impraticable. Cela a incité des chercheurs à proposer de nouvelles stratégies dans le but de réduire la taille de ces voisinages et dans l'espoir de réduire le temps de calcul. Parmi ceux-ci, nous citons Toth et Vigo [221]

qui ont présenté une approche de recherche granulaire, en utilisant des arguments géométriques pour restreindre les échanges d'arcs ou de clients suffisamment proches. Quant à nous [21] [20] [19], nous avons développé une approche de recherche probabiliste. Elle est basée sur (1) l'analyse de la configuration d'instance, (2) l'introduction de la statistique de Kolmogorov-Smirnov comme critère de distance et (3) l'implémentation des listes de voisinage dont les tailles sont définies par la loi de distribution que suit l'instance. Il est montré que cette approche élimine efficacement et très rapidement une grande proportion de solutions voisines non-prometteuses.

Dans ce même contexte, d'autres stratégies ont été introduites dans la littérature du VRP à travers les travaux de Glover et Laguna [105], Bullnheimer et al. [37], Renaud et al. [188], et Zachariadis et Kiranoudis [241].

*2.4.2.2. Métaheuristiques.* — Les métaheuristiques ont fait leur apparition pour faire face aux difficultés rencontrées par les heuristiques lors de la recherche de solutions de bonne qualité pour les problèmes d'optimisation. Elles sont plus complexes que les heuristiques, et permettent généralement d'obtenir des solutions de très bonne qualité pour des problèmes dont on ne connaît pas de méthodes exactes pour les résoudre ou bien quand cette résolution nécessite un temps de calcul ou un espace mémoire important.

La plupart des métaheuristiques appliquent des mécanismes aléatoires et itératifs comme outils (1) de rassemblement de l'information, (2) d'exploration de l'espace de recherche et (3) de remède pour faire face à l'explosion combinatoire. Certaines d'entre elles, appliquent les concepts additionnels de diversification et intensification lors de l'exploration de l'espace de recherche. Par diversification, on entend généralement une exploration assez large de l'espace de recherche, alors que l'intensification vient plutôt mettre l'accent sur l'exploitation de l'information accumulée durant la recherche. L'utilisation de ces deux concepts permet l'identification des régions de l'espace de recherche contenant des solutions prometteuses.

Pour plus de détail sur l'application des métaheuristiques aux problèmes de tournées de véhicules, nous invitons le lecteur à se référer aux états de l'art trouvés dans Gendreau et al. [99] [100] [101], Bräysy et Gendreau [33], et Labadie et al. [129]. Dans ces revues, plusieurs métaheuristiques ont été proposées pour les problèmes de VRP. Elles peuvent, en général, être regroupées sous trois catégories : métaheuristiques basées sur la recherche locale, métaheuristiques basées sur la population et métaheuristiques hybrides. Ces trois catégories sont détaillées ci-dessous.

(1) *Les métaheuristiques basées sur la recherche locale*

Les métaheuristiques basées sur la recherche locale, aussi appelées métaheuristiques monosolution ou méthodes de trajectoire, désignent une classe de méthodes appliquant des

modifications élémentaires à une solution en vue d'obtenir des solutions localisées dans son voisinage à l'intérieur de l'espace de solutions. En d'autres termes, les métaheuristiques de recherche locale commencent avec une seule solution initiale et s'en éloignent progressivement, en passant d'une solution à une autre dans l'espace de recherche jusqu'à ce qu'une solution considérée comme optimale soit trouvée ou que le temps imparti soit dépassé. Les métaheuristiques de recherche locale englobent essentiellement la méthode de descente, le recuit simulé, la recherche tabou, la méthode GRASP, la recherche à voisinage variable, la recherche locale itérée et ses variantes.

• **Méthode de descente (Hill Climbing)**

La méthode de descente est assez ancienne et doit son succès à sa rapidité et sa simplicité. Elle est également appelée *hill climbing* dans les problèmes de maximisation. Son principe consiste, à partir d'une solution initiale, à répéter le mouvement vers une meilleure solution (du point de vue de l'objectif du problème) dans le voisinage de la solution courante, tant qu'il est possible de trouver une telle solution améliorant la fonction objectif. La transposition de ce principe en un pseudo-code est présenté dans l'algorithme 1.

---

**Algorithme 1** Pseudo-code de la méthode de descente.

---

```

(a) Phase d'initialisation
Générer une solution initiale  $S_0$ 
(b) Phase d'amélioration
répéter
   $S$  solution courante
  Générer un voisinage  $V(S)$ 
  si  $\exists S' \in V(S)$  t.q.  $f(S') < f(S)$  alors
    Stop
  sinon
    Choisir  $S' \in V(S)$  t.q.  $f(S') < f(S)$ 
    Valider mouvement et mettre à jour  $S := S'$ 
  fin si
jusqu'à critère d'arrêt satisfait
Renvoyer  $S$ .
```

---

Il existe deux stratégies d'exploration du voisinage  $V(S)$ . (1) Soit par le choix aléatoire d'un voisin parmi ceux qui améliorent la solution courante (*first improvement*), (2) soit en choisissant le meilleur voisin qui améliore la solution courante (*best improvement*). La première stratégie est plus rapide puisque le voisinage n'est généralement pas exploré dans sa totalité. Dans tous les cas, le critère d'arrêt est atteint lorsque plus aucune solution voisine n'améliore pas la solution courante.

L'inconvénient majeur de la méthode de descente est son arrêt au premier optimum local rencontré. Les méthodes de ce type ne présentent aucune forme de diversification. Pour améliorer la solution trouvée, l'algorithme est lancé plusieurs fois en partant d'un jeu de solutions initiales générées aléatoirement. On parle alors d'algorithme de descente avec relance (*multiple start random hill climbing*).

• **Le recuit simulé**

Le recuit simulé (Simulated Annealing ou SA) est une technique d'optimisation de type Monte-Carlo généralisé à laquelle on introduit un paramètre de température qui sera ajusté pendant la recherche. Les premiers articles mentionnant l'utilisation du recuit simulé remontent au début des années 80 et sont le fruit des travaux effectués indépendamment par trois chercheurs de la société IBM, Kirkpatrick, Gelatt et Vecchi [125] d'une part et par Cerný [43] d'autre part. Cependant, le modèle s'inspire des travaux précurseurs de Métropolis et al. [151] qui ont pu décrire l'évolution d'un système en thermodynamique. Comme son nom l'indique, le recuit simulé base sa logique de fonctionnement sur le recuit physique utilisé en métallurgie, lui-même reposant sur les lois de thermodynamique. Le recuit en métallurgie est un processus visant à réorganiser la structure cristallographique des métaux en alternant des cycles de refroidissement lent et de réchauffage (recuit), qui ont pour effet de minimiser l'énergie du matériau. Chaque température est maintenue jusqu'à ce que le matériau atteigne l'équilibre thermodynamique. Le but étant d'aboutir à une solidification de bonne qualité. Ce mécanisme est transposé en optimisation pour trouver les extrema d'une fonction : un métal refroidi trop vite présente de nombreux défauts microscopiques, c'est l'équivalent d'un optimum local. S'il est refroidi lentement, les défauts disparaissent et le métal aura une structure très ordonnée équivalente à un optimum global.

Appliqué aux problèmes d'optimisation combinatoire, le recuit simulé commence par une solution notée  $S_0$  (générée soit de façon aléatoire ou par une heuristique) dont correspond une énergie initiale  $E_0$ , et une température initiale  $T_0$  généralement élevée. A chaque itération, l'algorithme (1) génère de manière aléatoire une solution  $S'$  dans le voisinage de la solution courante  $S$  et (2) effectue un changement élémentaire sur la solution en faisant varier l'énergie du système  $\Delta E$ . Cette variation est acceptée si elle est négative, i.e., la nouvelle solution  $S'$  améliore la fonction objective ( $f(S') \leq f(S)$ ) et permet de diminuer l'énergie du système. Dans le cas contraire,  $S'$  est acceptée avec une probabilité  $P$  calculée suivant la distribution de Boltzmann suivante :

$$P(E, T) = \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) \quad (2.4.1)$$

Comme sa notation l'indique, la probabilité  $P(E, T)$  dépend de deux facteurs : l'importance de la dégradation ( $\Delta E = f(S') - f(S)$ ) et la température  $T$ . Les dégradations plus faibles sont plus facilement acceptées. Quant à la température, initialement fixée à un niveau élevé, sa décroît par *paliers* au fur et à mesure du déroulement de l'algorithme jusqu'à s'annuler. Une température élevée correspond à une probabilité plus grande d'accepter des dégradations.

Quelques exemples d'application de cette méthode pour résoudre le problème de VRP peuvent être trouvés dans les travaux de Tan et al. [209], Bent et Hentenryck [24], Moghaddam et al. [155], et Lin et al. [141].

Le schéma algorithmique du recuit simulé est présenté comme suit :

---

**Algorithme 2** Pseudo-code du recuit simulé.

---

```

(a) Phase d'initialisation
Générer  $S_0, T_0$ 
Initialiser  $S^* := S_0$ 
(b) Phase d'amélioration
répéter
  répéter
     $S$  solution courante
    Générer un voisinage  $V(S)$ 
    Sélectionner aléatoirement un voisin  $S' \in V(S)$ 
    Calculer  $\Delta E = f(S') - f(S)$ 
    si  $\Delta E \leq 0$  alors
      Mettre  $S := S'$ 
      si  $f(S') \leq f(S^*)$  alors
        Mettre  $S^* := S'$ 
      fin si
    sinon
      Mettre  $S := S'$  avec la probabilité  $(\exp - \frac{\Delta E}{T})$ 
    fin si
  jusqu'à Fin de Palier
  Modifier la température  $T$ 
jusqu'à Critère d'arrêt satisfait
Renvoyer  $S^*$ .

```

---

• **La recherche tabou**

Comme pour le recuit simulé, la recherche tabou (TS) se propose pour faire face à l'inconvénient majeur de la méthode de descente (piégeage dans les optima locaux) et ce, par la relaxation du critère de sélection. Mais son principe diffère dans les moyens mis en œuvre pour contrer le phénomène de cyclage (voir figure 5).

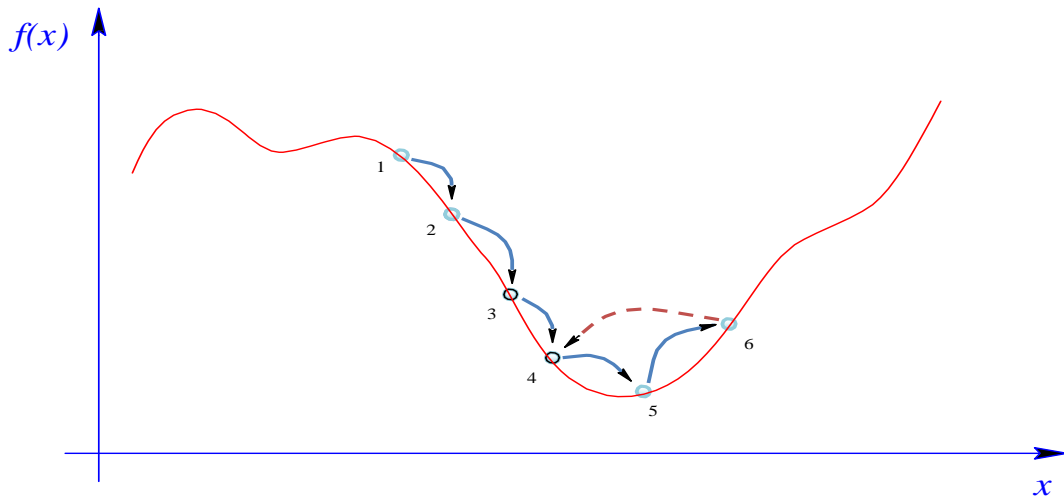


FIGURE 5. Description du phénomène de cyclage

Historiquement, l'idée de la recherche tabou a été proposée dans les années 70 [103], mais la forme générale qu'on connaît actuellement était développée par Glover [104]. L'initiative a été aussi prise par Hansen [111] qui a esquissé l'idée de base. Son approche utilise explicitement l'historique de la recherche pour échapper aux minima locaux d'une part, et d'autre part, pour mettre en œuvre une stratégie d'exploration. Cette dernière, n'est pas déduite d'une analogie avec un quelconque phénomène physique ou biologique. Elle repose plutôt sur l'utilisation de mécanismes inspirés de la mémoire humaine. De ce point de vue, la recherche tabou prend un chemin opposé à celui du recuit simulé, totalement dépourvu de mémoire, et donc incapable de tirer les leçons du passé. La recherche tabou est, en outre, une méthode intrinsèquement déterministe, même si certaines extensions mettent en jeu des mécanismes stochastiques. Une autre spécificité de cette méthode consiste en sa forte modularité : autour d'un noyau réduit viennent se greffer plusieurs extensions destinées à améliorer son comportement global [74].

La méthode démarre d'une solution réalisable initiale  $S_0$ , puis procède itérativement d'une solution courante  $S$  à une nouvelle solution  $S'$ , jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait. A chaque solution réalisable  $S$  on associe un voisinage  $V(S)$ , ou encore un sous-voisinage  $V'(S)$  si  $V(S)$  est trop grand. La solution  $S' \in V(S)$  est atteinte à partir de  $S$  par une opération dite *déplacement* ou encore *mouvement*. Par l'intermédiaire de la fonction d'évaluation  $f$ , on sélectionne le mouvement menant à la meilleure solution  $S^* \in V(S)$ .

Pour éviter le phénomène de cyclage, l'historique de la recherche est maintenu dans une liste dans laquelle on enregistre, à chaque itération, la solution courante  $S$ . Cette liste,

appelée *liste tabou*, sert à interdire tout retour en arrière vers les solutions déjà visitées. Cette liste permet d'obtenir une trace de la trajectoire de descente, mais malheureusement son implémentation reste difficilement applicable telle quelle. Effectivement, elle nécessite un espace de stockage volumineux, proportionnel à la structure de la solution et au nombre d'itérations. S'ajoute à cela, un effort de calcul important pour la vérification de l'état de la solution (tabou ou non). Ce sont les raisons pour lesquelles on admet deux limitations. (1) La liste tabou possède une taille limitée. (2) Au lieu de stocker les solutions entières, on conserve uniquement les éléments caractérisant les mouvements effectués. La première limitation confère à la mémoire une faculté d'oubli graduel qu'elle n'avait pas. Mais elle supprime par la même occasion son caractère global. La seconde limitation permet une économie en termes de mémoire et de temps de calcul.

On se rend compte cependant que la taille de la liste tabou influe fortement sur le processus de recherche. Une taille trop petite risque de conduire au cyclage, alors qu'une grande taille peut éliminer (rendre tabou) certains mouvements qui auraient conduits vers de solutions particulièrement utiles. On peut même envisager le cas extrême où aucun mouvement n'est possible, i.e., tous les voisins ayant été interdits. C'est pourquoi (1) on impose des règles spécifiques pour déterminer la taille de la liste tabou et (2) on incorpore souvent dans l'algorithme des mécanismes d'aspiration. Ces derniers déterminent les critères selon lesquels une solution peut quand même être libérée de son état tabou. Il existe plusieurs types de critères d'aspiration, nous en citons ici deux :

- *Aspiration par défaut* : Si tous les mouvements possibles sont classés tabou et qui ne sont pas admissibles par un autre critère d'aspiration, alors un mouvement moins tabou (par exemple celui qui donne la meilleure solution) est sélectionné.
- *Aspiration par objectif* : Si une solution est meilleure que toutes celles rencontrées auparavant et ce, de point de vue de la fonction objectif, on la reprend même si elle est tabou.

Quant aux règles déterminant la taille de la liste tabou, on distingue deux :

- *Règles statiques* : Elles choisissent une valeur fixe de la taille tout au long de la recherche.
- *Règles dynamiques* : Elles font varier (aléatoirement ou systématiquement) la valeur de la taille au cours de la recherche.

La méthode ne s'arrête pas d'elle-même et il est nécessaire de redéfinir un critère d'arrêt. Ce critère peut être, par exemple, l'exécution d'un certain nombre d'itérations, l'exécution d'un certain nombre d'itérations sans amélioration du record ou l'exécution au bout d'une



certaine durée d'exécution. Ainsi, comme l'arrêt de l'algorithme se fait rarement sur la meilleure solution, cette dernière doit être conservée.

L'algorithme 3 présente la recherche tabou réduite à sa plus simple expression.  $S_0$  est la solution initiale,  $S$  est la solution courante,  $S^*$  est la meilleure solution et  $f$  est la fonction à optimiser.

---

**Algorithme 3** Pseudo-code de la recherche tabou.

---

(a) **Phase d'initialisation**

Générer une solution initiale  $S_0$

Initialiser la liste tabou  $T = \emptyset$

Initialiser  $S^* := S_0$

(b) **Phase d'amélioration**

**répéter**

$S$  solution courante

Générer un voisinage  $V(S)$

Sélectionner le meilleur voisin  $S' \in V(S)$  tq  $S := S' \notin T$

**si**  $f(S') \leq f(S^*)$  **alors**

Mettre  $S^* := S'$

**fin si**

Valider le mouvement  $S \rightarrow S'$

Insérer le mouvement  $S \rightarrow S'$  dans  $T$

Mettre à jour la liste tabou

**jusqu'à** Critère d'arrêt satisfait

Renvoyer  $S^*$ .

---

De nombreux travaux dans la littérature ont été proposés pour résoudre le VRP par cette méthode dont ceux de Taillard [206], Gendreau et al. [97, 99, 101], Taillard et al. [207], Tan et al. [209], Toth et Vigo [221], et Bräysy et Gendreau [33].

• **La méthode GRASP**

La méthode GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure) est proposée par Feo et Resende [84]. Elle apporte une réponse simple et élégante aux problèmes soulevés par les procédures de recherche locale lors de l'exploration globale de l'espace de recherche. L'idée principale consiste à combiner les avantages des heuristiques constructives et les recherches de voisinage. En ce sens, la méthode GRASP est définie comme une métaheuristique de type multi-démarrages, dépourvue de mémoire, fondée sur les algorithmes gloutons randomisés et les techniques de recherche de voisinage. Effectivement, elle génère, à chaque itération, une nouvelle solution à l'aide d'un algorithme glouton randomisé à laquelle une recherche locale est appliquée en vue de l'améliorer. D'un point de vue algorithmique, la méthode GRASP se compose de deux phases : phase de construction de la solution réalisable et phase d'amélioration par la recherche locale. Après un certain

nombre d'itérations, la méthode GRASP s'arrête et la meilleure solution trouvée est restituée comme résultat.

En ce qui concerne l'étude bibliographique de la méthode GRASP, nous référons le lecteur aux revues de l'état de l'art de Festa et Resende [85, 86], et Resende et Ribeiro [190]. Les travaux de Li et al. [138], Prins [183] and Duhamel [75] présentent également l'application de la méthode aux VRPs.

Le schéma de fonctionnement de GRASP est présenté par l'algorithme 4.

---

**Algorithme 4** Pseudo-code de GRASP.

---

```

(a) Phase d'initialisation
Initialiser  $S^*$  tq  $f(S^*) = \infty$ 
(b) Phase d'amélioration
pour  $i = 1, \dots, N_{Max}$  faire
  (b.1) Phase de construction (Critère)
   $S = \emptyset$ 
  Évaluer la contribution de chaque élément selon Critère
  tant que  $S$  n'est pas complète faire
    Créer la liste restreinte de Candidats RCL
    Choisir un élément  $a$  de RCL suivant une loi de probabilité
     $S = S \cup \{a\}$ 
    Évaluer à nouveau la contribution de chaque élément
  fin tant que
  Renvoyer  $S$ 
  (b.2) Phase de recherche de voisinage ( $S$ )
  Générer  $V'(S)$  tq  $V'(S) = \{S' \in V(S) | f(S') < f(S)\}$ 
  tant que  $V'(S) \neq \emptyset$  faire
    Sélectionner  $S' \in V'(S)$ 
    Valider le mouvement  $S \rightarrow S'$ 
    Générer le voisinage  $V'(S) = \{S' \in V(S) | f(S') < f(S)\}$ 
  fin tant que
  (b.3) Mise à jour de la solution
  si  $f(S) < f(S^*)$  alors
     $S^* \leftarrow S$ 
  fin si
fin pour
Renvoyer  $S^*$ 

```

---

• **La recherche à voisinage variable**

La recherche à voisinage variable (Variable Neighborhood Search ou VNS) a été introduite par Mladenović et Hansen [154]. Elle génère de manière itérative une nouvelle solution à l'aide d'une méthode basée sur l'exploration successive de plusieurs voisinages durant la recherche locale. Cette méthode se compose de deux étapes :

- *Recherche locale* : Consiste à appliquer une procédure de recherche locale afin de converger vers un optimum local.

- *Perturbation (shaking)* : Elle génère, à partir d'une solution courante  $S$ , une nouvelle solution  $S''$  selon un voisinage donné. Le but est de s'échapper de l'optimum local.

En plus de la solution initiale  $S_0$  qu'elle utilise comme point de départ, la VNS définit un ensemble de  $n$  structures de voisinage  $V_1(S), V_2(S), \dots, V_n(S)$ . A chaque itération de la VNS, une solution  $S' \in V_k(S)$  est générée aléatoirement, puis améliorée à l'aide d'une procédure de recherche locale. Soit  $S''$  la nouvelle solution obtenue. Le test d'optimalité locale consiste simplement à comparer  $f(S)$  et  $f(S'')$ . Si  $f(S'') < f(S)$ , une mise à jour est effectuée (validation du mouvement  $S \rightarrow S''$ ) et la structure  $V_k$  est maintenue pour l'itération suivante. Dans le cas contraire, les mêmes étapes sont réitérées après avoir modifier la structure du voisinage en passant de  $V_k$  à  $V_{k+1}$ . Ces deux situations sont illustrées dans la figure 6 et l'algorithme 5 résume le principe de fonctionnement la méthode. Dans cet algorithme, la fonction *Random* génère aléatoirement une solution à partir du voisinage de la solution courante, tandis que la *Rech-Loc* fait référence à l'appel d'une des méthodes d'amélioration.

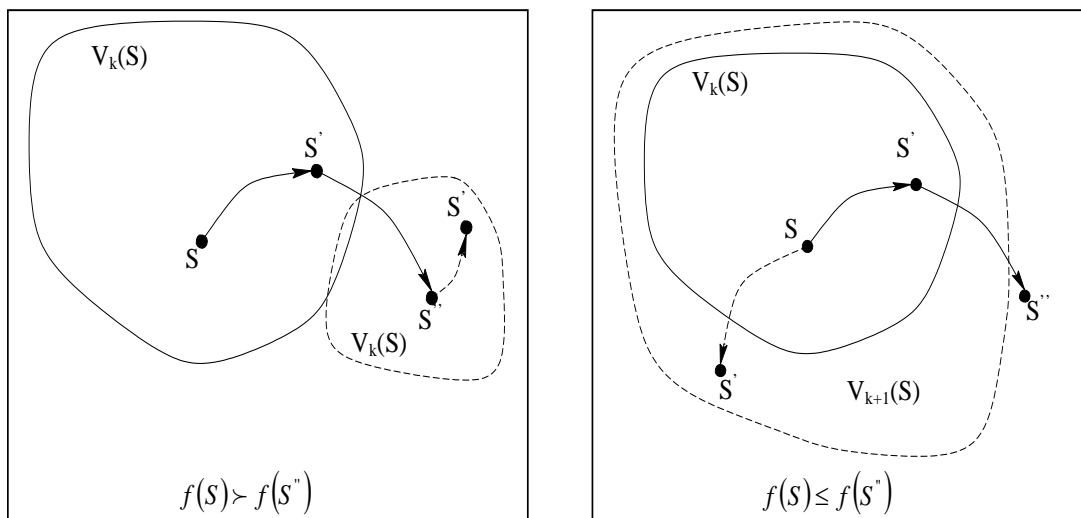


FIGURE 6. Choix de voisinage dans la VNS ([74])

L'efficacité de cette méthode a été prouvée pour certaines variantes du VRP. Nous citons par exemple les travaux de Bräysy [31] pour le VRPTW, Polacek et al. [174] pour le CARP, et Fleszar et al. [89] pour l'OVRP.

- **La recherche locale itérée**

---

**Algorithme 5** Pseudo-code de la VNS.

---

**(a) Phase d'initialisation**Générer  $S_0$ Initialiser  $S^* := S_0, k := 1$ .**(b) Phase d'amélioration****répéter**Générer un voisinage  $V_k(S)$  $S' := \text{Random}(V_k(S))$  $S'' := \text{Rech} - \text{Loc}(S')$ **si**  $f(S'') < f(S)$  **alors** $S \leftarrow S''$  $k := 1$ **sinon** $k : k + 1$ **fin si****jusqu'à** Critère d'arrêt satisfaitRenvoyer  $S^* = S$ .

---

La recherche locale itérée (Iterated Local Search ou ILS) [203] est une métaheuristique assez proche du *GRASP* en termes de stratégie d'exploration, sa particularité réside dans sa capacité à pallier l'arrêt brutal de la recherche locale sur un optimum local. Lorsque ce dernier est trouvé, ILS (1) applique une perturbation sur cet optimum, (2) relance la recherche locale sur cette solution et (3) met à jour le nouvel optimum selon un critère d'acceptation donné. Ce processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit atteint.

Les mécanismes de perturbation sont les éléments clés de ILS. Ils doivent être judicieusement appliqués afin de s'échapper des optimaux locaux obtenus précédemment. En effet, si une perturbation est trop petite, la recherche retombera dans le bassin d'attraction de l'optimum local actuel. Si la perturbation est trop importante, cela correspondra à une recherche locale à redémarrages multiples à partir des solutions prises aléatoirement dans l'espace de recherche. Le comportement de la métaheuristique ILS est illustré dans l'algorithme 6.

En ce qui concerne l'application de la méthode ILS aux problèmes de tournées de véhicules, nous référons le lecteur aux travaux de Morais et al. [159], Cuervo et al. [60], et Brandão [29].

**(2) Les métaheuristicques basées sur la population**

Contrairement aux méthodes monosolution, les métaheuristicques basées sur la population (aussi appelées méthodes multisolutions) utilisent une population de solutions comme facteur de diversité et l'améliorent au fur et à mesure des itérations. Autrement dit, elles

**Algorithme 6** Pseudo-code de la ILS.

---

$V_d$  et  $V_i$  : Deux voisinages.

**(a) Phase d'initialisation**

Générer une solution initiale  $S_0$ .  $S_0 := Rech - Loc(V_i(S_0))$

Initialiser  $S^* := S_0$ .

**(b) Phase d'amélioration****répéter**

$S' := Perturbation(V_d(S_0))$

$S_0 := Rech - Loc(V_i(S'))$

**si**  $f(S_0) < f(S^*)$  **alors**

$S^* \leftarrow S_0$

**fin si**

**jusqu'à** Critère d'arrêt satisfait

Renvoyer  $S^*$ .

---

évoluent à partir d'un ensemble de solutions en vue d'obtenir la solution la plus adaptée. L'évolution se fait en fonction de techniques définies par certaines stratégies. Ces dernières, s'inspirent généralement de (1) la théorie de l'évolution par la sélection naturelle, et (2) d'analogies avec des phénomènes biologiques naturels. Plusieurs stratégies d'évolution amenant à des métaheuristiques dont les plus connus sont :

- **Les algorithmes évolutionnaires**

Les algorithmes évolutionnaires (Evolutionary Computation ou EC) sont inspirés des mécanismes de reproduction, de mutation et de sélection, issus de la *théorie de l'évolution Darwinienne* pour résoudre des problèmes d'optimisation difficiles [64]. La figure 7 décrit le squelette d'un algorithme évolutionnaire type. Partant d'une population initiale constituée d'individus capables de représenter la solution potentielle du problème considéré. A chaque itération, l'algorithme génère de nouvelles solutions dites *enfants* en appliquant des opérateurs génétiques sur les solutions dites *parents* ( phase de *reproduction*). Lors de la création d'une nouvelle solution, les enfants héritent de certaines caractéristiques de leurs parents. Les opérateurs génétiques sont appliqués (avec une certaine probabilité) aux parents afin d'explorer au mieux l'espace de recherche. On parlera de mutation pour les opérateurs unaires et de croisement pour les opérateurs n-aires ( $n \geq 2$ ). Les nouvelles solutions sont évaluées, puis insérées dans la nouvelle population (phase de *remplacement*). Au fur et à mesure de la recherche, certaines solutions sont éliminées pour conserver une population de taille constante (phase de *sélection*). Ce processus est répété jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait, par exemple, quand un nombre maximum de générations ou un nombre maximum d'évaluations est atteint.

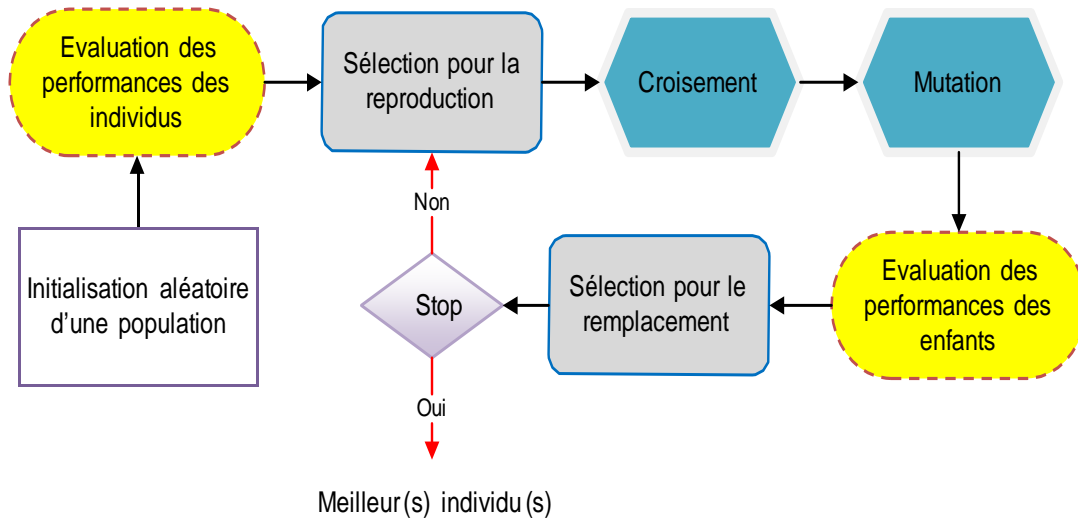


FIGURE 7. Fonctionnement général d'un algorithme évolutionnaire

Le terme algorithme évolutionnaire englobe une classe assez large de métaheuristiques. Nous citons :

- (a) *Les algorithmes génétiques*. Initialement proposés par Holland [117] puis vulgarisés par Goldberg [107]. Une foule de variantes de problèmes de VRPs sont résolues par ces algorithmes. Nous citons par exemple les travaux de Berger et al. [25], et Wanga et al. [232] pour le CVRP. Thangiah [218], Potvin et al. [179] pour le VRPTW. Koch et al. [127] pour le MCVRP. Ces variantes ont été utilisées dans notre étude.
- (b) *Les stratégies d'évolution*. Introduites dans les années 1960 par Rechenberg [184] et développées par Schwefel en 1987 [200]. En ce qui concerne leurs applications au VRP, nous référons le lecteur aux travaux de Mester et Bräysy [150], et Repoussis et al. [189].
- (c) *La programmation évolutive*. Proposée par Fogel en début des années 1960 [90]. Plus tard, en 1995, elle a été étendue par Fogel et al. [91]. Dans la littérature, cette sous-classe d'algorithmes est la moins utilisée parmi les algorithmes évolutionnaires et à notre connaissance, elle n'a pas été appliquée sur les problèmes de tournées de véhicules.
- (d) *La programmation génétique*. Elle est née avec les travaux de Koza [128] sur les problèmes d'intelligence artificielle. La programmation génétique est assez proche des algorithmes génétiques, sa différence réside dans le fait qu'elle représente les individus par des programmes écrits sous forme d'arbres.

(e) *Les algorithmes mémétiques*. Initialement introduits par Dawkins [63] et formalisés par Moscato [160], les algorithmes mémétiques sont appelés aussi *algorithmes génétiques hybrides* ou *recherches locales hybrides*. Ils se diffèrent des algorithmes génétiques par le fait qu'ils remplacent l'opérateur de mutation par une recherche locale. La partie génétique de ces algorithmes peut être vue comme une forte diversification alors que la partie recherche locale correspondrait à une forte intensification. Dans le domaine du VRP, ces algorithmes ont été l'objet de nombreuses applications dont ceux de Berger et Barkaoui [25] [26], Prins [182], Qin et al. [242] et Cattaruzza et al. [41].

• ***Optimisation par colonies de fourmis***

L'optimisation par colonies de fourmis (Ant Colony Optimization ou ACO) puise son inspiration dans le comportement collectif des fourmis pour organiser la recherche de nourriture. Les fourmis possèdent des substances volatiles appelées *phéromones*, ce qui leur permet de trouver le chemin le plus court entre leur nid et une source de nourriture.

Par analogie, Dorigo et al. [73] ont adapté ce comportement au domaine de l'optimisation combinatoire. L'idée de base est de représenter le problème, objet de l'étude, sous forme d'un graphe puis utiliser des fourmis pour la recherche d'un meilleur chemin dans ce graphe. Chaque fourmi se déplace dans l'espace de recherche qui correspond au voisinage du nid. Les fourmis déposent des traces de phéromone sur les composants du graphe et choisissent leurs chemins en fonction de traces de phéromone précédemment déposées. Celles-ci s'évaporent au cours du temps. Intuitivement, cette communication indirecte fournit une information sur la qualité des chemins empruntés afin d'attirer les fourmis, dans les itérations futures, vers les zones correspondantes de l'espace de recherche. Des exemples d'applications de cette méthode sur les VRPs peuvent être trouvés dans les travaux de Bullnheimer et al. [37], Gambardella et al. [96], Rizzoli et al. [191], Gajpal et Abad [94], Yang and Zhuang [236], Yu and Yang [238], et Reed et al. [185].

• ***L'optimisation par essais particuliers***

L'optimisation par essaims particuliers (Particle Swarm Optimization ou PSO), développée par Kennedy et Eberhart [123], a été inspirée du comportement social de certains animaux tels que les poissons et les oiseaux migrateurs. Pour ce faire, les auteurs ont simulé la capacité des oiseaux à voler de façon synchrone ainsi que leur aptitude à changer brusquement de direction tout en restant en une formation optimale. L'idée de base consiste à travailler dans un espace de solutions composé d'un ensemble d'individus. Ceux-ci, appelés particules, parcourent l'espace de recherche en quête de l'optimum global et ce, en se basant soit sur leurs expériences, soit sur le savoir partagé avec le voisinage. Chaque particule utilise donc, non seulement, sa propre mémoire qui lui permet de mémoriser le

meilleur site par lequel elle est déjà passée, mais aussi l'information locale sur ses plus proches voisins pour décider de son propre déplacement. Au fur et à mesure de l'exploration de l'espace de recherche, des règles simples, telles que "*aller à la même vitesse que les autres*" ou "*se déplacer dans la même direction*" sont appliquées dans le but de maintenir la cohésion de l'essaim.

Malgré que la méthode PSO soit assez récente, elle a été largement proposée dans la résolution des VRPs. Nous citons par exemple, les travaux de Zhu et al. [243], Belmecheri et al. [16], et Huang [118].

• ***La recherche par dispersion***

Initialement proposée par Glover [103] dans le cadre de la résolution des problèmes linéaires en nombres entiers, la recherche par dispersion (Scatter Search ou SS) est assez similaire avec les algorithmes génétiques en termes de génération de nouvelles solutions. La distinction réside dans l'utilisation des conceptions stratégiques là où les algorithmes génétiques utilisent l'aléatoire. Sinon, elle opère sur une population de solutions appelée *population de références* pour en créer de nouvelles. Cette population de solutions évolue dans le temps à l'aide de quatre opérateurs. (1) L'opérateur de sélection détermine quelles solutions vont être candidates à la combinaison. (2) Celui de combinaison, vise à produire une nouvelles solutions (non forcément admissibles) par combinaison linéaire des solutions fournies par l'opérateur de sélection. Lorsqu'une solution viole certaines contraintes, (3) l'opérateur de projection est appelé la rendre admissible. (4) Quant à l'opérateur d'élimination, il assure la mise à jour de la population. Plus de détails sur le fonctionnement de la méthode se trouvent dans [131] et quelques exemples de son application aux VRPs sont disponibles dans les travaux de Russel et Chiang [195], Belfiore et Yoshizaki [14], et Tang et al. [214].

(3) ***Les métaheuristiques hybrides***

L'exploitation des points forts de métaheuristiques précédentes a suscité récemment un regain d'intérêt parmi les chercheurs, notamment dans la combinaison de leurs composantes. Cela a donné naissance à de puissantes méthodes appelés *métaheuristiques hybrides*. L'hybridation peut s'opérer de diverses façons, nous citons quelques unes :

- Inclure une méthode monosolution (Recherche locale) dans une méthode multisolutions.
- Combiner une métaheuristique avec une méthode exacte.
- Combiner deux métaheuristiques multisolutions.

L'inconvénient majeur de ces métaheuristiques est qu'elles génèrent des temps de calculs prohibitifs causés par le nombre d'individus manipulés au cours de l'exploration de



l'espace de recherche. Pour remédier à ce problème, assez de contributions ré-implémentent ces métaheuristiques sur des machines parallèles, ce qui donne des méthodes dites parallèles. La revue de Talbi [208] contient une description et une classification de ces méthodes. La contribution de Prins [181] contient également plusieurs références intéressantes portant sur l'application de ces méthodes aux problèmes de tournées de véhicules.

## 2.5. Conclusion

Ce chapitre démontre les enjeux économiques importants liés au problème de tournées de véhicules qui intervient dans tous les maillons de la chaîne logistique (approvisionnement, production, stockage, transport,...). D'où sa richesse et variété.

Après avoir rappelé quelques notions préliminaires, nous avons passé à la description des problèmes de tournées de véhicules en partant de leurs origines jusqu'à leurs variantes les plus complexes. Nous avons, également, passé en revue les principales méthodes de résolution. Celles-ci sont divisées en deux classes : les méthodes exactes et les méthodes approchées qui sont elles-mêmes réparties en heuristiques et métaheuristiques. Dans les chapitres suivants, nous porterons un intérêt particulier à la recherche tabou, une métaheuristique qui nous servira de support au long de cette thèse pour présenter les différents travaux que nous avons réalisés. Nous nous consacrerons aux variantes du VRP qui se trouvent au cœur de la problématique de cette thèse : application de VRPs avec fenêtres de temps et contraintes de chargement dans l'industrie pétrolière.

## CHAPITRE 3

### LE MCVRP AVEC FENÊTRES DE TEMPS

#### 3.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à une des applications du problème de MCVRP. Il s'agit du MCVRP avec fenêtres de temps (MCVRP-TW) rencontré chez l'entreprise algérienne NAFTAL dans le cadre de sa distribution quotidienne des carburants. En plus des contraintes de fenêtres de temps, ladite entreprise distribue *plusieurs produits* moyennant d'une flotte de camions *hétérogène*. L'étude de ce problème est abordée de la manière suivante. Nous commençons tout d'abord par rappeler la situation actuelle de distribution. Nous décrivons également les hypothèses et les caractéristiques de ce problème, ce qui nous permet de poser clairement le problème puis d'écrire sa modélisation mathématique ainsi que l'approche de résolution utilisée. Enfin, nous présentons les résultats expérimentaux à la fin de ce chapitre.

#### 3.2. Problématique industrielle

**3.2.1. Méthode actuelle de distribution.** — Le service de transport s'occupant actuellement de la distribution des carburants ne dispose pas d'outils scientifiques (logiciels) pour l'optimisation de cette fonction. En effet, cette fonction de distribution est assurée par le responsable dudit service, connu sous le nom de *dispatcher*, en utilisant son expérience qui tient compte des coutumes de l'entreprise pour l'affectation des camions.

Afin d'arriver à établir un programme de livraison journalière des carburants, le dispatcher utilise quatre étapes :

- *La prise de commandes* : Le dispatcher reçoit les commandes 24 heures avant la livraison, puis il établit la liste comportant les volumes demandés, les types des produits, les horaires des livraisons et les localisations des clients.

- *La facturation* : Avec la liste réalisée auparavant par le dispatcher, le facturier est appelé à établir les factures de chaque client suivant la localisation géographique de chacun d'eux, ainsi que le volume demandé et même le type du client tout en respectant les prix de cession.
- *Le dispatching* : Ici, le dispatcher dispose de (1) toutes les informations liées à la flotte de camions disponibles, (2) la liste des commandes à satisfaire, (3) les aléas du réseau routier, du personnel et le volume horaire de travail. Puis, il regroupe les clients en différents secteurs et pour chaque secteur, il procède à l'affectation des camions.
- *La livraison* : En se basant sur son expérience sur les lieux, le chauffeur de camion choisit lui-même le meilleur itinéraire à emprunter pour la livraison tout en utilisant d'une manière rationnelle son camion et en signalant les difficultés rencontrées telles que les pannes, par exemple.

### 3.2.2. Caractéristiques. —

- Il y a 47 dépôts dont trois rampes de chargement.
- La flotte de camions est hétérogène.
- La nature de la demande est déterministe.
- Les produits à livrer sont : Essence super sans plomb, Essence super, Essence normale et Gasoil.
- Le type de transport considéré est celui de transport routier.
- La durée d'utilisation du camion est fixée à 16 heures / jour.
- Les temps de chargement et de déchargement sont déterminés sur la base de 1000 l/min.
- Les horaires de livraison des clients sont fixés par eux-mêmes.

### 3.2.3. Hypothèses. —

- Le stock de chaque produit est toujours supérieur à la demande globale des clients.
- La livraison en droiture est interdite, c'est à dire, le client ne peut pas être approvisionné directement de la raffinerie.
- Puisque les camions citernes sont compartimentés (de 1 à 6 compartiments), les demandes d'un client sont comptabilisées pour n'en faire qu'une seule *Demande Globale*.
- Les camions de l'entreprise sont prioritaires dans l'affectation. Les camions privés ou loués sont utilisés avec un coût de pénalité et ils ne peuvent pas livrer certains clients comme, par exemple, l'armée.
- Les camions sont opérationnels durant tout le temps de service.

### 3.2.4. Contraintes. —

- Aucun client ne tombe en rupture de stock de carburants.

- Chaque dépôt a sa propre flotte qu'il utilise pour procéder à la livraison.
- Le nombre et le temps d'exploitation des camions sont limités.
- Interdire le retour des produits vers le dépôt.
- Les fenêtres de temps doivent être respectées.

**3.2.5. Objectifs.** — L'objectif primordial de l'entreprise NAFTAL, comme toute entreprise bénéfique, est d'avoir un rendement positif et cela en assurant une bonne gestion de la distribution de ses produits. Nous pouvons, donc, fixer l'objectif comme étant la minimisation du coût journalier de la livraison des carburants supportés par l'entreprise et qui se traduit par :

- La meilleure affectation des camions NAFTAL.
- La réduction de la part des transporteurs tiers (privés et publics).

### 3.3. Travaux autour de ce problème

Ce problème, tel qu'il est défini ci-dessus, trouve ses racines dans le problème de tournées de véhicules avec compartiments multiples et fenêtres de temps (MCVRP-TW). Celui-ci, malgré ses nombreuses applications dans la logistique, il est très peu étudié dans la littérature. À notre connaissance, seulement quatre articles ont tenté d'étudier le MCVRP-TW. Nous sommes parmi les premiers à étudier ce problème [18]. Rappelons également les deux articles de Melechovský. Dans le premier article [144], il a proposé une approche heuristique basée sur la recherche locale. Dans le second article [145], l'auteur a abordé la version sélective du problème (SMCVRP-TW) issue de la livraison des épicerie et des supérettes. Enfin, Kaabi et Jabeur [122] se sont inspirés fortement du travail de Melechovský [144] et ont adressé le MCVRP-TW avec profit. Les auteurs ont proposé une approche hybride combinant l'algorithme génétique et la recherche locale itérée.

À des fins de comparaison, l'ensemble des auteurs ont transformé les instances de Solomon [202], développées initialement pour le VRPTW classique.

### 3.4. Formulation mathématique

Après avoir défini le problème faisant l'objet de ce chapitre ainsi que toutes ses caractéristiques, il s'agit à présent d'exhiber son modèle mathématique. Le modèle se présente en deux volets. D'abord, les contraintes qui forment les balises auxquelles le problème a été astreint. Puis, vient la fonction objectif spécifiant le but à atteindre lors de la résolution de ce problème.

**3.4.1. Exploitation et analyse des données.** — Avant d'entamer la modélisation du problème, nous nous sommes intéressés à la collecte, le traitement et l'analyse de toutes les informations relatives aux principaux composants du problème, à savoir, la flotte des camions, les clients, les trajets et les dépôts. Ci-après, nous présentons les informations recueillies afin qu'elles soient exploitables par notre modèle mathématique.

- *Données sur la flotte* : Ce sont essentiellement le nombre et la capacité des camions, le code du camion, le temps maximum d'utilisation des camions, les vitesses de parcours, les coûts fixes et les coûts variables des camions, etc.
- *Données sur les clients* : Les informations les plus importantes sont le nombre de produits à livrer, la quantité de chaque produit, le nom et la localisation des clients, les distances client-client, les distances dépôt-client et l'estimation des temps de chargement/déchargement.
- *Données sur les trajets* : Certains paramètres concernant les trajets sont aussi nécessaires pour le dispatching, tels que la densité de la circulation, les contraintes relatives à l'utilisation de certains trajets (ponts, tunnels, etc) par chaque camion.
- *Données sur le dépôt* : Une estimation des temps d'attente et de chargement au niveau du poste de chargement est aussi importante.

**3.4.2. Notations.** — Les notations utilisées sont présentées comme suit :

- $N$  : Ensemble de clients.  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ .
- $0$  : Indice du dépôt.  $V = N \cup \{0\}$ .
- $P$  : Ensemble de produits.  $P = \{1, 2, \dots, p\}$ .
- $K_1$  : Ensemble de camions de l'entreprise.
- $K_2$  : Ensemble de camions de location.
- $k \in K_1 \cup K_2$  : Indice du camion.
- $Q_k$  : Ensemble de compartiments du camion  $k$ .
- $q \in Q_k$  : Indice du compartiment.
- $CC_k$  : Capacité du camion  $k$ .
- $cc_{qk}$  : Capacité du compartiment  $q$  du camion  $k$ .
- $vd_{ip}$  : Quantité (volume) du produit  $p$  demandée par le client  $i$ .
- $d_{ij}$  : Distance du trajet  $(i, j)$  ( $i, j \in V$ ).
- $c_{ij}$  : Coût de parcours du trajet  $(i, j)$ .
- $c'_{ij}$  : Coût supplémentaire associé à l'utilisation des camions de location.
- $f_1$  (u / km) : Constante utilisée pour le calcul de  $c_{ij}$  ( $f_1 = 0.685$  donnée par l'entreprise).
- $f_2$  (u / km) : Constante utilisée pour le calcul de  $c'_{ij}$  ( $f_2 = 0.497$  donnée par l'entreprise).

•  $[a_i, b_i]$  : Fenêtre de temps du client  $i$ . Celle du dépôt ( $[a_0, b_0]$ ) représente l'horizon de service.

- $t_{ij}$  : Temps de parcours du trajet  $(i, j)$ .
- $ts_i$  : Temps de service au client  $i$ .
- $M$  : Valeur très grande.

Les variables de décisions sont :

- $x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{si } j \text{ est visité immédiatement après } i \text{ dans la tournée du camion } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- $y_{ipk} = \begin{cases} 1 & \text{si le client } i \text{ reçoit le produit } p \text{ par le camion } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- $z_{pqk} = \begin{cases} 1 & \text{si le produit } p \text{ est affecté au compartiment } q \text{ du camion } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- $a_{ki} = \begin{cases} 1 & \text{si le camion } k \text{ peut visiter le client } i. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- $s_{ik}$  : L'heure de début de service du client  $i$  par le camion  $k$ .

### 3.4.3. Contraintes et interprétations. —

- La contrainte (3.4.1) garantit qu'un camion n'est affecté à un client que s'il peut lui livrer.

$$y_{ipk} \leq a_{ki}, i \in N, k \in K_1 \cup K_2, p \in P \quad (3.4.1)$$

- Les contraintes (3.4.2) et (3.4.3) assurent la continuité de la route, c'est à dire, tout camion visitant un client doit le quitter pour visiter un autre.

$$\sum_{i \in V} x_{ihk} - \sum_{j \in V} x_{hjk} = 0, h \in N, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.2)$$

$$x_{ijk} + x_{jik} \leq 1, i, j \in N, i \neq j, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.3)$$

- Les contraintes (3.4.4) et (3.4.5) imposent le dépôt comme point de départ et d'arrivée de toutes les tournées de camions.

$$\sum_{j \in N} x_{0jk} \leq 1, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.4)$$

$$\sum_{i \in N} x_{i0k} \leq 1, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.5)$$

- La contrainte (3.4.6) exige que la capacité de n'importe quel compartiment  $q$  affecté au produit  $p$  doit être respectée.

$$\sum_{i \in N} v d_{ip} y_{ipk} \leq c c_{qk}, k \in K_1 \cup K_2, q \in Q_k, p \in P \quad (3.4.6)$$

• La contrainte (3.4.7) signifie que toute demande de produit  $p$  doit être livrée par un seul camion. En d'autres termes, la contrainte interdit le fractionnement (split) de la livraison du produit  $p$ .

$$\sum_{k \in K_1 \cup K_2} y_{ipk} = 1, i \in N, p \in P \quad (3.4.7)$$

• La contrainte (3.4.8) assure la liaison entre les variables de visite  $y_{ipk}$  et les variables de routage  $x_{ijk}$ . Si le client  $i$  n'est pas visité par le camion  $k$ , la contrainte fixe à zéro la variable  $y_{ipk}$  pour chaque produit  $p$ .

$$y_{ipk} \leq \sum_{j \in V} x_{jik}, i \in N, k \in K_1 \cup K_2, p \in P \quad (3.4.8)$$

• La contrainte (3.4.9) assure la cohérence temporelle des tournées. Cela dit, au fur et à mesure que la tournée du camion  $k$  se construit, l'heure de départ au niveau des différents clients est générée. Ainsi, l'heure de départ du client  $i$  doit être inférieure à celle du client  $j$  lorsque  $x_{ijk} = 1$ .

$$s_{ik} + t s_i + t_{ij} - M(1 - x_{ijk}) \leq s_{jk}, i, j \in V, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.9)$$

• La contrainte (3.4.10) assure que chaque client doit être servi dans un intervalle de temps prédéfini.

$$a_i \leq s_{ik} \leq b_i, i \in V, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.10)$$

• Les contraintes (3.4.11), (3.4.12) et (3.4.13) définissent les domaines de définition des variables de décision.

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, i, j \in V, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.11)$$

$$y_{ipk} \in \{0, 1\}, i \in N, k \in K_1 \cup K_2, p \in P \quad (3.4.12)$$

$$s_{ik} \geq 0, i \in N, k \in K_1 \cup K_2 \quad (3.4.13)$$

**3.4.4. Fonction objectif.** — L'objectif (3.4.14), pour ce problème, est de minimiser le coût total incluant les coûts de transport et les pénalités liées à l'utilisation des camions tiers.

$$\text{Minimize } \sum_{k \in K_1} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{k \in K_2} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} (c_{ij} + c'_{ij}) x_{ijk} \quad (3.4.14)$$

**3.4.5. Modèle mathématique.** — Le modèle est résumé comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \text{Minimize } \sum_{k \in K_1} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} c_{ij} x_{ijk} + \sum_{k \in K_2} \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} (c_{ij} + c'_{ij}) x_{ijk} \\
 \text{Sous contraintes :} \\
 y_{ipk} \leq a_{ki}, i \in N, k \in K_1 \cup K_2, p \in P \\
 \sum_{i \in V} x_{ihk} - \sum_{j \in V} x_{hjk} = 0, h \in N, k \in K_1 \cup K_2 \\
 x_{ijk} + x_{jik} \leq 1, i, j \in N, i \neq j, k \in K_1 \cup K_2 \\
 \sum_{j \in N} x_{0jk} \leq 1, k \in K_1 \cup K_2 \\
 \sum_{i \in N} x_{i0k} \leq 1, k \in K_1 \cup K_2 \\
 \sum_{i \in N} v d_{ip} y_{ipk} \leq c c_{qk}, k \in K_1 \cup K_2, q \in Q_k, p \in P \\
 \sum_{k \in K_1 \cup K_2} y_{ipk} = 1, i \in N, p \in P \\
 y_{ipk} \leq \sum_{j \in V} x_{jik}, i \in N, k \in K_1 \cup K_2, p \in P \\
 s_{ik} + t s_i + t_{ij} - M(1 - x_{ijk}) \leq s_{jk}, i, j \in V, k \in K_1 \cup K_2 \\
 a_i \leq s_{ik} \leq b_i, i \in V, k \in K_1 \cup K_2 \\
 x_{ijk} \in \{0, 1\}, i, j \in V, k \in K_1 \cup K_2 \\
 y_{ipk} \in \{0, 1\}, i \in N, k \in K_1 \cup K_2, p \in P \\
 s_{ik} \geq 0, i \in N, k \in K_1 \cup K_2
 \end{array} \right.$$

### 3.5. Approche de résolution

Le modèle mathématique du MCVRP-TW est un programme linéaire en nombre entiers, mais au vu de l'analyse du modèle décrit antérieurement, le nombre important de variables utilisées, de type bivalent et la diversité des contraintes recensées, sa résolution exacte n'est pas évidente. Ainsi, s'impose le recours à l'utilisation des méthodes approchées ou heuristiques qui sont des outils simples, rapides et qui fournissent des solutions de bonne qualité plus ou moins proches de l'optimum.

Parmi le registre des méthodes approchées présentées dans la littérature, nous avons opté pour la métaheuristique de *Recherche Tabou*. Celle-ci, même si elle a donné de bons résultats pour certains problèmes, pour d'autres, elle s'est avérée inefficace. Cela a incité des chercheurs à développer la méthode en introduisant de nouvelles stratégies [129]. Depuis, la recherche tabou est très prometteuse, c'est la raison pour laquelle nous l'avons choisie comme méthode de résolution.



Dans le reste de cette section, nous présentons les grandes lignes de la mise en application de la recherche tabou pour résoudre le MCVRP-TW. Il s'agit des principales étapes suivantes :

- **Étape 1. Initialisation**

(1) Construire une solution initiale en combinant une simple heuristique de chargement avec celle, d'insertion, proposée par Solomon [202].

(2) Initialiser les paramètres.

- **Étape 2. Recherche locale**

Les opérateurs *2-opt\**, *relocalisation* et *échange* sont appliqués dans l'exploration du voisinage. Aussi, une technique basée sur la statistique de Kolmogorov-Smirnov est proposée dans le but d'accélérer le processus de recherche.

- **Étape 3. Fonction pénalité**

Dans le but d'élargir l'espace de recherche en visitant les solutions non réalisables, les contraintes de capacité et de fenêtres temporelles sont relaxées en introduisant une quantité, appelée *pénalité*, à la fonction objectif.

- **Étape 4. Liste tabou**

Une structure de donnée ayant la forme d'une matrice triangulaire supérieure, est utilisée pour représenter les mouvements. Chaque élément de la matrice est composé d'attributs capables de caractériser la solution. Une mise à jour de la taille de cette liste est effectuée au fur et à mesure de l'exploration de l'espace de recherche.

- **Étape 5. Stratégies de diversification et intensification**

Quatre mécanismes ont été utilisés pour diversifier et intensifier la recherche (Voir ci-après pour plus détails).

- **Étape 6. Critère d'arrêt**

Le processus de recherche s'arrête quand un critère d'arrêt est satisfait. Sinon, aller à l'étape 2 et continuer la recherche.

**3.5.1. Solution initiale.** — Face à la complexité du MCVRP-TW due essentiellement aux contraintes temporelles, le fait de déterminer une solution initiale réalisable, pas forcément optimale, peut demander de gros efforts de calcul. A cet effet, la méthode tabou débute le processus de recherche à partir d'une solution initiale générée par des heuristiques simples et faciles à implémenter, tout en gardant à l'esprit que l'amélioration de sa qualité est confiée à la recherche tabou. Plus précisément, notre solution initiale est basée sur l'heuristique de chargement pour la détermination des plans de chargement qui seront utilisés, par la suite, dans la construction des tournées par l'heuristique d'insertion inspirée de celle de Solomon [202].

*3.5.1.1. Heuristique de chargement.* — Cette heuristique a pour but de déterminer les clients pouvant être livrés simultanément (voir figure 1(b)). A cet effet, elle résout le problème de chargement des compartiments, modélisé comme un problème d'affectation de type *produit-compartiment*, afin de déterminer les produits à charger dans les compartiments d'un même camion. Comme le montre la formulation mathématique ci-dessous, ce problème ne tient compte d'aucune contrainte de routage lors de sa résolution.

$$\text{Minimize } \sum_{k \in K_1 \cup K_2} \sum_{q \in Q_k} \sum_{p \in P} z_{pqk} \quad (3.5.1)$$

Sous contraintes :

$$vd_{ip} \leq \sum_{q \in Q_k} cc_{qk} z_{pqk}, k \in K_1 \cup K_2, i \in N, p \in P \quad (3.5.2)$$

$$\sum_{p \in P} z_{pqk} \leq 1, k \in K_1 \cup K_2, q \in Q_k \quad (3.5.3)$$

La fonction objectif (3.5.1) a pour but de minimiser le nombre de compartiments utilisés. La contrainte (3.5.2) indique que la quantité du produit chargé dans l'ensemble des compartiments ne doit pas dépasser la somme de ses capacités. La contrainte (3.5.3) impose que deux produits différents ne peuvent pas être affectés à un même compartiment.

*3.5.1.2. Heuristique d'insertion.* — L'heuristique d'insertion exploite le résultat fourni par celle de chargement afin de construire les tournées initiales. Comme déjà mentionné précédemment, cette construction de tournées initiales se base sur l'heuristique de Solomon adaptée à quelques spécificités du MCVRP-TW.

Pour chaque sous-ensemble de clients, l'heuristique d'insertion débute la séquence de visite en insérant d'abord le client avec la plus petite date de début au plus tôt  $a_i$ . Les clients restant sont alors insérés dans cette tournée selon le processus suivant. Le prochain client à visiter est celui (1) qui n'a pas encore été visité et (2) ayant la plus petite date  $a_i$  parmi les clients restant. Ce processus est répété jusqu'à ce que tous les clients de cet sous-ensemble soient visités. Ce même processus est réitéré pour tous les sous-ensembles de clients jusqu'à ce que toutes les séquences de visites soient déterminées (voir figure 1).

**3.5.2. Structure du voisinage.** — La solution initiale générée auparavant est soumise à une phase d'amélioration. Celle-ci, est assurée à travers l'exploration du voisinage via des opérateurs de déplacements dans l'espace de solutions. Parmi les opérateurs utilisés dans la construction du voisinage de la solution courante, nous retenons les trois types ci-dessous :

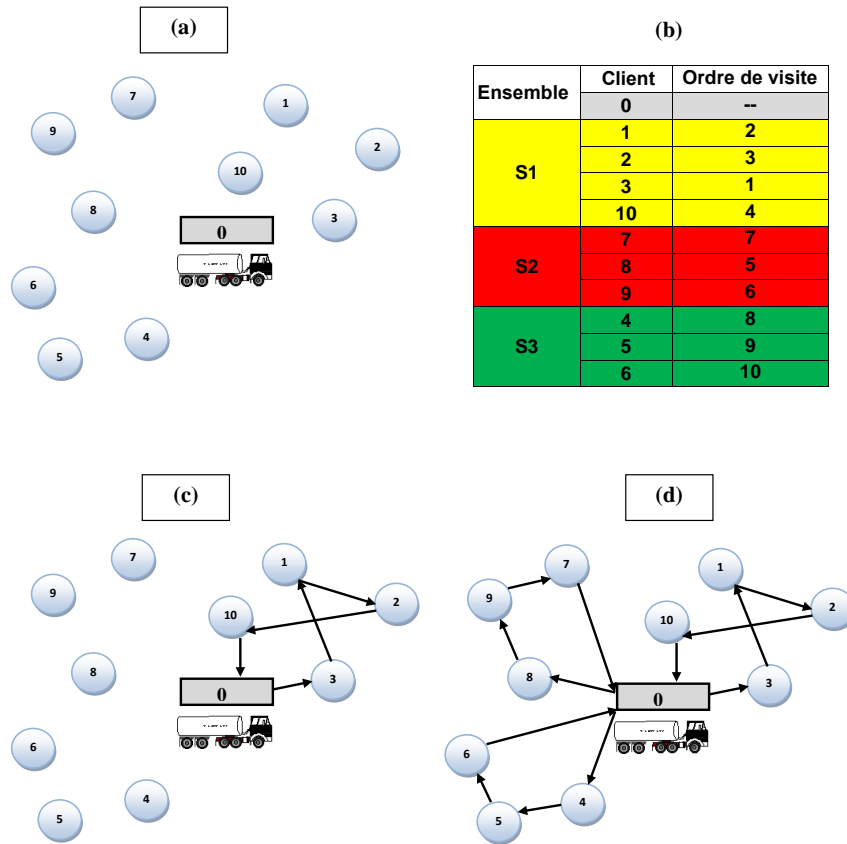


FIGURE 1. Heuristiques de chargement et construction des tournées : (a) Localisation du dépôt et clients.(b) solution de chargement et ordre de visites des clients.(c) Séquence de visites des clients.(d) Solution initiale.

- **2-opt\*** : Choisit deux clients  $i \in R_k$  et  $j \in R_{k'}$ , enlève les arcs connectant  $i$  à  $i+1$  et  $j$  à  $j+1$ , et reconnecte les quatre portions de tournées tout en joignant  $i$  avec  $j+1$  et  $j$  avec  $i+1$ . Voir figure 2(a).
- **Relocalisation (relocate)** : Sélectionne deux clients  $i \in R_k$  et  $j \in R_{k'}$  et déplace  $i$  de sa position d'origine dans  $R_k$  vers une autre (derrière  $j$ ) dans la deuxième tournée  $R_{k'}$ . La relocalisation peut réduire le nombre de camions. Voir figure 2(b).
- **Swap** : Échange deux clients  $i \in R_k$  et  $j \in R_{k'}$  entre deux tournées. Voir figure 2(c).

Dans le but d'obtenir un meilleur équilibre entre la qualité et la rapidité de la recherche, notre approche choisit, itérativement, un de ces trois opérateurs puis l'applique au voisinage restreint de la solution courante  $S$ . Une telle restriction est assurée par une stratégie consistant à déterminer les clients préférables à visiter dans le voisinage  $N(S)$ . Étant donné que cette stratégie n'a, à notre connaissance, pas encore été appliquée, nous considérons que ce qui suit constitue

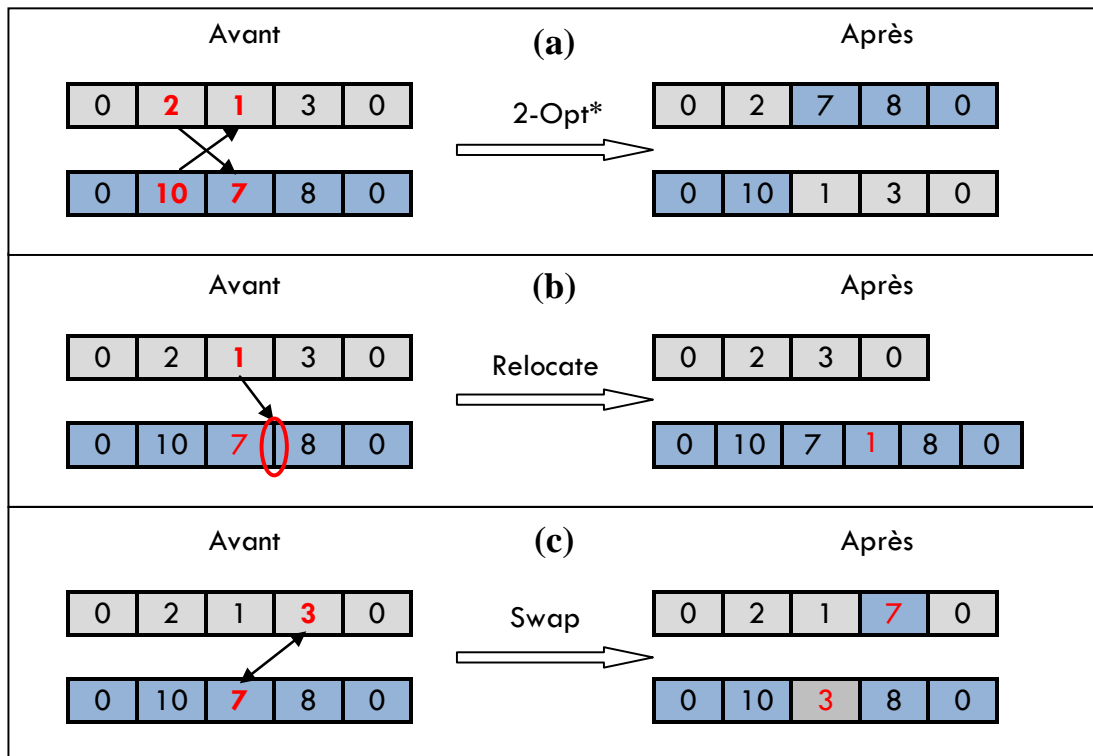


FIGURE 2. Structure du voisinage.

une recherche innovante dans la conception du voisinage. Du point de vue algorithmique, cette stratégie est implémentée sous forme de listes de clients qui tiennent compte de leur localisation géographique, limitant ainsi l'application des trois opérateurs à certains clients. La taille de ces listes est déterminée, comme montré dans les sections suivantes, par l'utilisation de la statistique de Kolmogorov-Smirnov.

**3.5.3. Taille du voisinage.** — Il est évident que l'efficacité de la recherche tabou dépend de la valeur du rapport entre la qualité des solutions et leur temps d'évaluation. Néanmoins, cette efficacité n'est garantie que si le problème traité est de moyenne taille. C'est une des raisons principales à l'origine du développement de stratégies de réduction de la taille du voisinage et ainsi d'accélération du processus de recherche.

Il existe plusieurs stratégies de conception du voisinage réduit  $N'(S) \subset N(S)$ . Une des stratégies la plus connue est celle appelée *stratégie aléatoire*. Elle choisit aléatoirement quelques voisins du  $N(S)$  pour évaluation, ce qui permet de ne considérer qu'une partie de ce voisinage  $N(S)$ . En diminuant le nombre de voisins choisis, le temps nécessaire à leur évaluation diminue également. Par ailleurs, comme les voisins sélectionnés ne sont pas nécessairement

les meilleurs, la stratégie peut conduire à des solutions de mauvaise qualité. Une autre stratégie, dite *stratégie distance*, est fréquemment utilisée dans la littérature [188]. Comme son nom l'indique, elle repose sur le critère de distance pour définir le voisinage de la solution courante. Un voisin  $S'$  n'est évalué que si la distance qui le sépare de  $S$  est inférieure à une distance de référence. Dans [188], par exemple, la distance de référence est donnée par une fraction de la distance la plus longue sur la carte géographique. À part le critère de distance, d'autres stratégies limitent également le voisinage à une fraction du nombre total de clients [37].

Dans le même contexte, Toth et Vigo [221] ont utilisé les arguments géométriques pour restreindre les échanges de visites à des clients suffisamment proches. Zacharidis et Kiranoudis [241] ont également proposé une stratégie basée sur les mémoires perfectionnées afin d'éliminer les calculs redondants.

Quant à nous [21] [20] [19], et après avoir analysé ces stratégies, nous avons souligné quelques inconvénients. Le fait de fixer le nombre de voisins candidats sans tenir compte de la structure de l'instance, cela ne garantit pas de compromis entre la qualité de la solution et son temps d'évaluation. En effet, la recherche tabou peut évaluer des mouvements non prometteurs à partir des clients géographiquement dispersés, comme elle peut évaluer également trop de mouvements si ces clients se situent dans des clusters.

À partir de cette analyse, nous avons proposé une nouvelle stratégie basée sur (1) l'analyse de la configuration de l'instance, (2) l'introduction de la statistique de Kolmogorov-Smirnov comme critère de distance, et enfin (3) l'implémentation de listes candidates avec des tailles variables.

*3.5.3.1. Statistique de Kolmogorov-Smirnov (KSS).* — La statistique de Kolmogorov-Smirnov est un test d'hypothèse non paramétrique, c'est à dire, un test d'ajustement consistant à évaluer une hypothèse statistique en fonction d'un jeu de données (échantillon) utilisé pour vérifier si cet échantillon est compatible avec un modèle théorique donné. Pour ce faire, elle compare la distribution observée d'un échantillon statistique à une distribution théorique ou même la distribution de deux échantillons statistiques. De plus, elle se base sur la fonction de distribution empirique cumulative (*ECDF*). D'une manière générale, cette statistique est utilisée pour déterminer si un échantillon suit une loi connue par sa fonction de répartition continue  $F(x)$ , ou encore si deux échantillons suivent une même loi.

Dans notre travail, l'échantillon est composé de distances séparant un client donné  $i$  des autres dans la même instance. Soit  $\tilde{D}_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ij}, \dots, d_{in})$  l'échantillon considéré. La KSS (1) ajuste  $\tilde{D}_i$  en testant plusieurs types de lois de distribution de données (Normale, Exponentielle, Weibull, GEV, Gamma, Fréchet, Pareto, etc), (2) sélectionne la loi minimisant le critère de distance, et (3) déduit ses paramètres qui vont être utilisés par la suite dans le calcul du

rayon de voisinage. Un client  $j$  est voisin de  $i$ , si et seulement si  $d_{ij}$  est inférieure ou égale à un paramètre donné  $A_i$ . Celui-ci est défini comme le quantile d'ordre  $\tilde{p}$  :

$$F(A_i) = \Pr(\tilde{D}_i \leq A_i) = \tilde{p} \Rightarrow A_i = F^{-1}(\tilde{p}).$$

Le détail de la procédure d'ajustement est présenté par l'algorithme 7.

---

**Algorithme 7** Procédure d'ajustement.

---

**Étape 1.**

**pour** chaque client  $i = 1, \dots, n$  **faire**

- (a) Calculer  $d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}$ ,  $j \in N$
- (b) Construire l'échantillon  $\tilde{D}_i = \{d_{ij}, j \in N\}$

**fin pour**

**Étape 2.**

- (a) Ajuster les distributions à l'échantillon ( $\tilde{D}_i$ ).
- (b) Calculer la KSS, déterminer le classement ainsi que les paramètres de chaque distribution.
- (c) Choisir la meilleure distribution minimisant le critère de distance.
- (d) Utiliser les paramètres de la meilleure distribution pour déterminer  $A_i = F^{-1}(\tilde{p})$ .

**Étape 3.**

Répéter l'étape 2 pour chaque échantillon  $\tilde{D}_i$ .

---

*3.5.3.2. Exemple illustratif.* — À des fins de clarification, nous illustrons ici comment appliquer la KSS sur un exemple donné. Soit  $R101$  l'instance de Solomon (voir figure 3) et  $\tilde{D}_{26}$  l'échantillon des distances calculées à partir du 26<sup>ème</sup> client. À partir de ça, nous ajustons  $\tilde{D}_{26}$  moyennant les lois de distribution. Les résultats d'ajustement sont présentés dans le tableau 1, en particulier, dans la colonne *Rang* indiquant que la loi d'extremum généralisée (GEV) donne la meilleure qualité d'ajustement. Cela est montré par le diagramme Quantile-Quantile de la figure 4, confirmant ainsi la pertinence d'ajustement de  $\tilde{D}_{26}$  au modèle théorique de GEV. Par voie de conséquence, la variable  $\tilde{D}_{26}$  semble suivre la loi GEV qui est définie comme suit :

$$\begin{cases} P(\tilde{D}_i \leq A_i) = F(A_i, \mu_i, \sigma_i, \xi_i) \\ P(\tilde{D}_i \leq A_i) = \exp\{-[1 + \xi_i(\frac{A_i - \mu_i}{\sigma_i})]^{-1/\xi_i}\} \end{cases} \quad (3.5.4)$$

Où  $F$  est la fonction de distribution empirique cumulative (ECDF),  $\mu_i \in \mathbb{R}$  est le paramètre de position,  $\sigma_i > 0$  est le paramètre de dispersion et  $\xi_i \in \mathbb{R}^*$  est le paramètre de forme (appelé également l'indice des valeurs extrêmes). En inversant (3.5.4), nous déterminons le paramètre  $A_i$  comme suit :

$$F(A_i, \mu_i, \sigma_i, \xi_i) = \tilde{p} \Rightarrow A_i = \left[ \left( -\frac{1}{\ln \tilde{p}} \right)^{\xi_i} - 1 \right] \frac{\sigma_i}{\xi_i} + \mu_i. \quad (3.5.5)$$

Pour  $(\mu_{26}, \sigma_{26}, \xi_{26}) = (22.697, 10.923, -0.1901)$  et  $\tilde{p} = 25\%$  par exemple, nous obtenons  $A_{26} = 19.016$ . Ainsi, la liste des meilleurs voisins du 26<sup>ème</sup> client est (1) donnée par  $V(26) = \{j \in N | d_{26,j} \leq 19.016\}$ , (2) présentée graphiquement par la figure 5 et (3) utilisée par les trois opérateurs cités auparavant pour évaluer le voisinage  $N(26)$ .

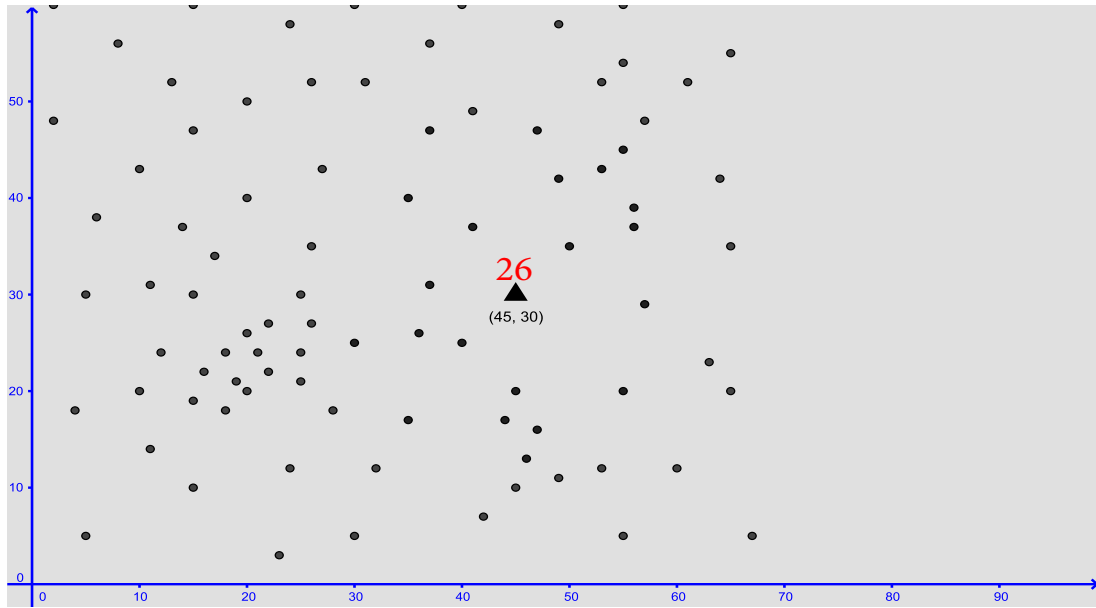


FIGURE 3. L'instance R101 de Solomon [202].

Distribution	Kolmogorov-Smirnov Statistique	Rang	Paramètres
GEV	0.0372	1	$\mu = 22.697, \sigma = 10.923$ $\xi = -0.1901$
Weibull	0.0530	2	$\alpha = 2.6739, \beta = 30.999$
Gamma	0.0567	3	$\alpha = 5.4814, \beta = 5.0205$
Normal	0.0602	4	$\mu = 27.244, \sigma = 11.471$
Fréchet	0.1327	5	$\alpha = 1.9407, \beta = 19.648$
Exponential	0.2949	6	$\lambda = 0.0367$
Pareto II	0.3141	7	$\alpha = 197.26, \beta = 5048.2$
Pareto I	Pas d'ajustement	8	Pas d'ajustement

TABLE 1. Synthèse d'ajustement

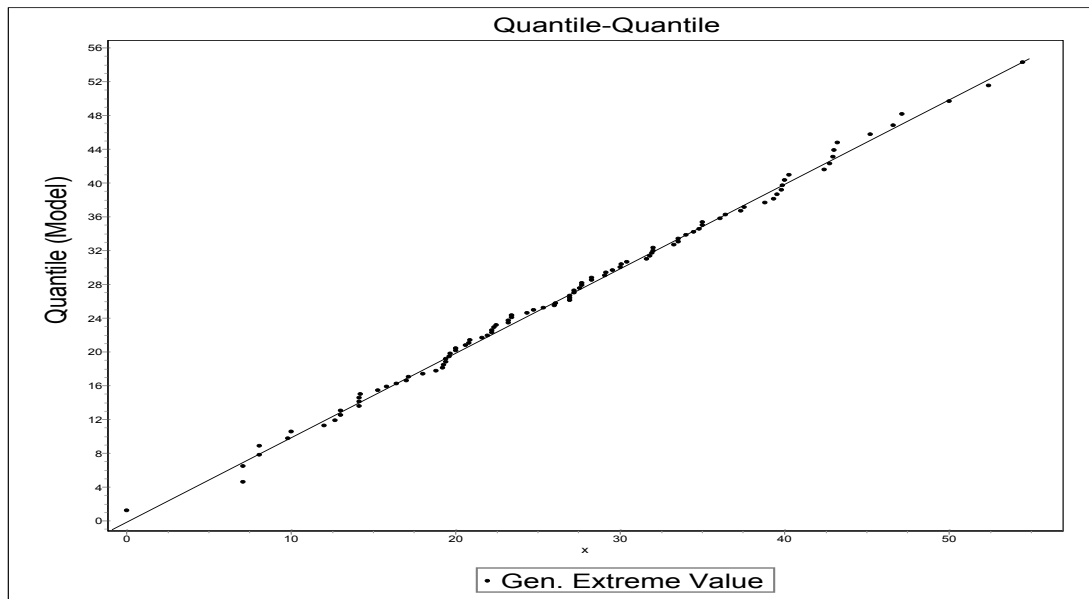


FIGURE 4. Diagramme Quantile-Quantile comparé avec la loi GEV.

Echelle en cm: 1:4

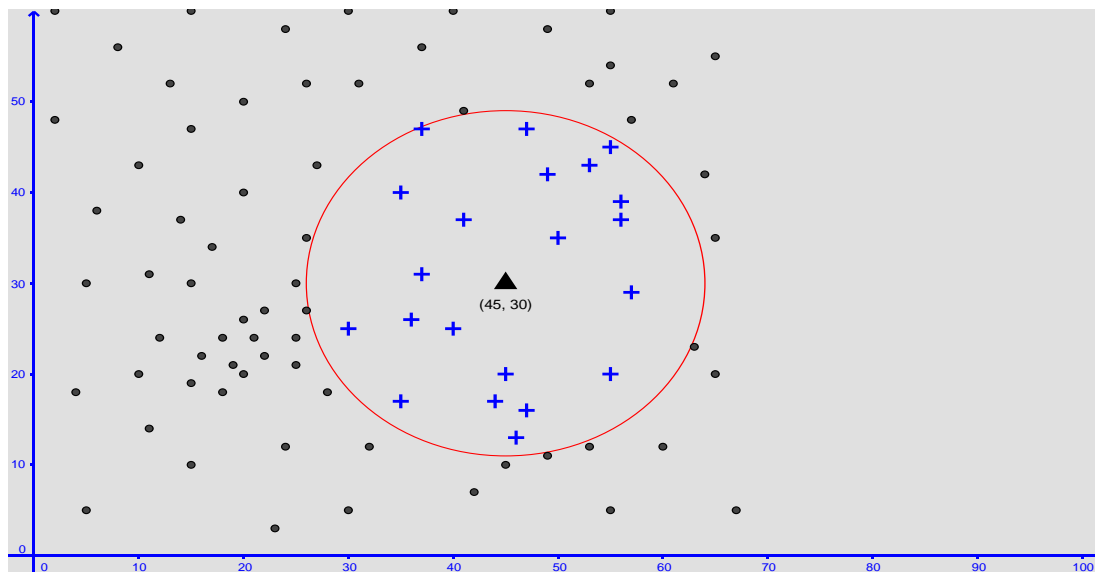


FIGURE 5. Un exemple d'une liste candidate.

**3.5.4. Fonction de pénalité.** — Parfois, la génération des solutions peut ne pas satisfaire toutes les contraintes du problème à savoir, les contraintes de capacité des camions et/ou les contraintes de temporelles. Ceci induit des solutions voisines non réalisables. Dans le but de



ne pas rejeter ces dernières et de donner, ainsi, plus de probabilité de choix aux solutions réalisables (car la probabilité de choisir une solution est inversement proportionnelle à son évaluation), nous pénalisons les solutions non réalisables en introduisant une quantité dite *pénalité* à la fonction objectif du problème initial comme suit :

$$F'(S) = F(S) + \alpha C(S) + \beta T(S). \quad (3.5.6)$$

Où :

- $F'(S)$  : La fonction objectif pénalisée.
- $F(S)$  : La fonction objectif du problème initial.
- $\alpha, \beta$  : Les coefficients de pénalité. Initialement égaux à 1, ces coefficients sont périodiquement divisés par  $1 + \rho$  ( $\rho \in ]0, 1[$ ) après chaque bloc de  $\phi$  solutions réalisables et multipliés par  $1 + \rho$  après chaque bloc de  $\phi$  solutions non réalisables. Cette manière de procéder peut être vue comme une stratégie de diversification.
- $C(S)$  : Le terme de pénalité sur la violation des contraintes de capacité.

$$C(S) = \sum_{k \in K} \max \left\{ \sum_{p \in P} \sum_{i \in N} v d_{ip} y_{ipk} - C C_k, 0 \right\} \quad (3.5.7)$$

- $T(S)$  : Le terme de pénalité sur la violation des contraintes de fenêtres de temps. Dans la littérature du VRPTW, plusieurs variantes ont été utilisées pour pénaliser les violations des contraintes temporelles [26]. En ce qui a trait au MCVRP-TW, nous nous sommes inspirés des travaux de Nagata et al. [164] pour structurer ce type de pénalité comme suit.

$$T(S) = \sum_{k \in K} \sum_{i \in V} \max(\tilde{s}'_{ik} - b_i, 0) \quad (3.5.8)$$

$$\begin{cases} \tilde{s}'_{0k} = \tilde{s}_{0k} = a_0 \\ \tilde{s}'_{ik} = \tilde{s}_{i-1,k} + t_{ik} + t_{i-1,i} \\ \tilde{s}_{ik} = \max(\tilde{s}'_{ik}, a_i) & \text{if } \tilde{s}'_{ik} \leq b_i \\ \tilde{s}_{ik} = b_i & \text{if } \tilde{s}'_{ik} > b_i \end{cases} \quad (3.5.9)$$

- $\tilde{s}_{0k}$  : L'heure "prolongée" de début de service au niveau du dépôt.
- $\tilde{s}_{ik}$  : L'heure "prolongée" de début de service du client  $i$  par le camion  $k$ .
- $\tilde{s}'_{ik}$  : L'heure "prolongée" d'arrivée du camion  $k$  au client  $i$ .

**3.5.5. Liste tabou.** — Dans ce travail, nous implémentons la liste tabou comme une matrice triangulaire supérieure pour représenter les mouvements tabous dans le sens où si un mouvement est effectué, il doit être ajouté à la liste. Soit  $L(l_{k,k'})$  cette matrice de dimension  $K \times K$ . Chaque élément  $l_{k,k'}$ , ( $k, k' = 1, \dots, K, k < k'$ ) est (1) associé à un couple de tournées  $R_k$  et  $R_{k'}$ ,

(2) constitué d'un ensemble d'attributs capables de représenter la solution  $S$  et (3) enregistre l'itération à laquelle le déplacement s'est effectué. Nous l'avons donc structuré comme suit :

$$(R_k, R_{k'}, i, \text{position } i, j, \text{position } j, F(S), t).$$

Où :

- $i$  (resp.  $j$ ) : Le client choisit de la tournée  $R_k$  (resp.  $R_{k'}$ ).
- $\text{position } i$  (resp.  $\text{position } j$ ) : L'ordre de service du  $i$  (resp.  $j$ ) dans  $R_k$  (resp.  $R_{k'}$ ).
- $F(S)$  : La valeur de la solution  $S$ .
- $t$  : L'itération à laquelle un déplacement de l'arc  $(i, j)$  s'est effectué, après avoir appliqué un des opérateurs de voisinage cités auparavant. Tout nouveau déplacement ou mouvement de l'arc  $(i, j)$  est interdit pendant  $t + \theta$  itérations.

Il est évident qu'une description complète des mouvements est très compliquée et très onéreuse en termes de mémoire et temps de calcul. En effet, la particularité de notre structure est qu'elle décrit ces mouvements intelligemment. Lorsqu'un mouvement entre  $R_k$  et  $R_{k'}$  est accepté, nous mettons seulement et simplement à jour les informations relatives à la ligne  $k$  et à la colonne  $k'$ . Ainsi, nous évitons de recalculer les attributs des autres arcs composants la solution  $S$  et qui n'appartiennent ni à  $R_k$  ni à  $R_{k'}$ .

La taille de notre liste tabou ( $\theta$ ) évolue au fur et à mesure que le processus de recherche se poursuit. Partant d'une valeur initiale  $\theta_{init}$ ,  $\theta$  prend ses valeurs dans l'intervalle  $[\theta_{min}, \theta_{max}]$ . De plus, elle est mise à jour en fonction de la qualité des solutions trouvées. Après chaque amélioration de  $F(S)$ ,  $\theta$  est mise à jour comme  $\theta = \max(\theta - 1, \theta_{min})$ . L'objectif est d'intensifier la recherche autour de cette solution  $S$ . Également, après  $\phi_{LT}$  itérations successives sans améliorer  $F(S)$ , la taille de la liste tabou est mise à jour comme  $\theta = \min(\theta + 1, \theta_{max})$ .

**3.5.6. Stratégies de diversification et intensification.** — Afin d'avoir une vision globale sur le processus d'exploration de l'espace de recherche, nous introduisons des mécanismes de diversification permettant l'identification des régions potentiellement intéressantes ou moins explorées. Pour la résolution du MCVRP-TW, le guidage vers ces régions-cible est assuré par deux mécanismes, à savoir, (1) le choix aléatoire des opérateurs d'exploration du voisinage come décrit dans la section 3.5.2, et (2) l'idée de passer par des régions non réalisables via l'introduction du concept de pénalité comme définit dans la section 3.5.4.

Pour les parties de l'espace de recherche jugées prometteuses, nous appliquons deux mécanismes d'intensification. Le premier sert à accentuer la recherche autour de la meilleure solution trouvée en augmentant et en diminuant la taille de la liste tabou (voir section 3.5.5). Quant au deuxième mécanisme, il applique le concept de redémarrage permettant la ré-exploration

de l'espace de recherche à partir des meilleures solutions déjà obtenues. En d'autres termes, la recherche tabou redémarre l'exploration de l'espace de recherche en partant de la meilleure solution évaluée, mais non encore visitée  $\bar{S}$ . Celle-ci est itérativement mise à jour au fur et à mesure que la recherche tabou génère  $S'$  et  $S''$  du voisinage de la solution courante  $N(S)$ . La solution  $S'$  est la meilleure solution (peut être non réalisable) "non-tabou" dans  $N(S)$ . Elle est utilisée notamment pour poursuivre le processus d'exploration de l'espace de recherche. Aussi,  $S''$  représente la meilleure solution réalisable "non-tabou" dans  $N(S) \setminus S'$ .

la recherche tabou déclenche le démarrage du processus d'exploration si l'une des conditions suivantes est vérifiée :

- Après  $\gamma_{max}$  itérations sans recenser d'amélioration de la meilleure solution réalisable.
- Après  $\nu_{max}$  itérations depuis le dernier redémarrage.

Dans ces deux cas, l'algorithme poursuit la recherche en partant de la solution  $\bar{S}$  et avec une liste tabou vide.

Enfin, Le critère d'arrêt pour lequel nous avons opté est celui de limiter (1) le nombre maximal de redémarrages à  $\eta_{max}$  ou (2) le nombre  $\bar{\eta}_{max}$  de redémarrages sans améliorer l'évaluation de la meilleure solution.

**3.5.7. Vue algorithmique.** — Avant de décrire la structure algorithmique de notre recherche tabou, nous donnons d'abord quelques notations comme suit :

- $\eta$  : Nombre de redémarrages (restarts).
- $\bar{\eta}$  : Nombre de redémarrages sans amélioration.
- $\gamma$  : Nombre d'itérations sans amélioration.
- $\gamma_S$  : Nombre d'itérations sans amélioration de la solution courante.
- $\nu$  : Nombre total d'itérations.
- $\chi$  : Nombre de solutions réalisables consécutives.
- $\bar{\chi}$  : Nombre de solutions non réalisables consécutives.  $\bar{\chi} = \bar{\chi}_c + \bar{\chi}_t$ .
- $\bar{\chi}_c$  : Nombre de solutions non réalisables consécutives qui violent les contraintes de capacité.
- $\bar{\chi}_t$  : Nombre de solutions non réalisables consécutives qui violent les contraintes temporelles.

Le squelette algorithmique de la recherche tabou est présenté ci-dessous :

**Algorithme 8** Structure algorithmique de la recherche tabou pour le MCVRP-TW

---

(1) Générer la solution initiale  $S_0$ .

(2) Initialiser  $\bar{S} := S_0, S^* := S_0$

(3) Initialiser les paramètres :  $\theta = \theta_{init}, \eta = \bar{\eta} = \gamma = \nu = \chi = \bar{\chi} = \gamma_S = 0$ .

**répéter**

$\eta = \eta + 1$

**tant que**  $\nu \leq \nu_{max}$  et  $\gamma \leq \gamma_{max}$  **faire**

Choisir aléatoirement un des trois opérateurs, puis l'appliquer à la solution  $S$ . Deux solutions  $S'$  et  $S''$  sont retenues du voisinage  $N(S)$  :

$S'$  : La meilleure solution "non-tabou" dans  $N(S)$ .

$S''$  : La meilleure solution réalisable "non-tabou" dans  $N(S) \setminus S'$ .

$\bar{S} = \operatorname{argmin}(F(S'), F(S''))$

**si**  $F(S') < F(S)$  **alors**

Mettre à jour la taille de liste tabou.  $\theta := \max(\theta - 1, \theta_{min})$

$\gamma_S := 0$

**sinon**

$\gamma_S := \gamma_S + 1$

**fin si**

**si**  $\gamma_S = \phi_{LT}$  **alors**

Mettre à jour la taille de liste tabou.  $\theta := \min(\theta + 1, \theta_{max})$

$\gamma_S := 0$

**fin si**

**si**  $F(S') < F(S^*)$  et  $S'$  est réalisable **alors**

$S^* := S', \gamma := 0, \chi := \chi + 1$ .

**sinon**

$\gamma := \gamma + 1$

**fin si**

$S := S'$

Mettre à jour la liste tabou.

**si**  $S$  est non réalisable **alors**

$\bar{\chi} := \bar{\chi} + 1$ . Mettre à jour  $\bar{\chi}_c, \bar{\chi}_t$ .

**sinon**

$\bar{\chi} := 0$ . Mettre à jour  $\bar{\chi}_c, \bar{\chi}_t$ .

**fin si**

Vérifier les variables correspondant au nombre de solutions réalisables et non réalisables et mettre à jour les paramètres de pénalité.

**si**  $\chi = \phi$  **alors**

$\alpha := \alpha / (1 + \rho), \beta := \beta / (1 + \rho)$ .

**fin si**

**si**  $\bar{\chi} = \phi$  **alors**

$\rho_c := \bar{\chi}_c / \phi, \rho_t := \bar{\chi}_t / \phi$ .

Mettre à jour  $\alpha := \alpha * (1 + \rho_c), \beta := \beta * (1 + \rho_t)$ .

**fin si**

**fin tant que**

**si**  $S^*$  est mise à jour **alors**

$\bar{\eta} := 0$

**sinon**

$\bar{\eta} := \bar{\eta} + 1$

**fin si**

$S = \bar{S}$

**jusqu'à** ( $\eta = \eta_{max}$ ) ou ( $\bar{\eta} = \bar{\eta}_{max}$ )

Renvoyer  $S^*$ .

---

### 3.6. Résultats numériques

Après avoir présenté les principales composantes de la recherche tabou, nous présentons dans cette section les instances (données) utilisées de même que les résultats obtenus afin de valider notre approche.

**3.6.1. Génération des instances.** — Comme le MCVRP-TW est un problème nouvellement introduit dans la littérature des tournées de véhicules, il n’y a pas encore d’instances de référence permettant de tester le comportement de notre algorithme. À cet effet, et dans le but d’éviter des comparaisons indirectes ou limitées, nous réalisons nos tests numériques sur deux catégories d’instances.

La première concerne l’adaptation des instances de Solomon [202] aux caractéristiques du MCVRP-TW. Initialement développées pour le VRPTW, ces instances (<http://www.neo.lcc.uma.es/vrp/vrp-instances/>) sont au nombre de 56 dont chacune se compose de 100 clients, et sont regroupés en six classes, à savoir, R1, R2, C1, C2, RC1 et RC2. L’idée de l’adaptation est assez similaire à celle utilisée par El Fallahi et al. [79] pour générer les instances du MCVRP à partir de celles du VRP. Elle consiste à fractionner (1) la demande  $vd_i$  de chaque client en deux parties différentes  $vd_{i1} = \lfloor vd_i/\omega \rfloor$  et  $vd_{i2} = vd_i - vd_{i1}$  ( $\omega = \overline{2,3}$ ), et (2) la capacité  $CC_k$  de chaque camion  $k$  en deux compartiments de capacités  $cc_{1k} = (CC_k \times \overline{vd}_1)/(\overline{vd}_1 + \overline{vd}_2)$  et  $cc_{2k} = (CC_k \times \overline{vd}_2)/(\overline{vd}_1 + \overline{vd}_2)$ .  $\overline{vd}_1$  (resp.  $\overline{vd}_2$ ) représente la demande moyenne pour le premier (resp. le deuxième) produit. Cette catégorie d’instances est disponible sur le site web <http://www.vrp-rep.org/>.

Quant à la deuxième catégorie, elle traite les instances réelles fournies par l’entreprise en décrivant l’activité réelle de la logistique de distribution des carburants sur une période de 15 jours.

L’approche proposée est développée en C++ et le PLNE est résolu par le solveur IBM ILOG CPLEX version 12.6. De plus, toutes les expérimentations numériques sont réalisées sur un PC Portable HP disposant d’un processeur Intel Core i7 2.9 GHz et une mémoire vive de 8 Go de RAM opérant sous Microsoft Windows® 7.

**3.6.2. Paramétrage.** — L’algorithme de recherche tabou, tel que décrit auparavant, comporte plusieurs paramètres. Ceux-ci sont déterminés par une étude expérimentale visant à mieux orienter l’algorithme pour fournir les solutions les plus performantes possibles. Le tableau 2 décrit les valeurs de ces paramètres adoptés pour les deux catégories d’instances.

Paramètre	Valeur	Paramètre	Valeur
$\alpha$	1	$\gamma_{max}$	700
$\beta$	1	$v_{max}$	2500
$\rho$	0.3	$\eta_{max}$	100
$\phi = \phi_{LT}$	15	$\bar{\eta}_{max}$	5
$\theta_{init}$	10	$\lambda_{ip}$	0.04
$\theta_{min}$	5	$\tilde{p}$	0.25
$\theta_{max}$	15		

TABLE 2. Paramètres utilisés par la recherche tabou

**3.6.3. Application au MCVRP-TW.** — N’ayant pas rencontré de travaux précédents traitant le MCVRP-TW, nous avons commencé par le comparer avec ce que nous appelons le MCVRP-TW avec ajustement (MCVRPTW-AD). Celui-ci est un cas particulier du MCVRP-TW dans lequel les quantités demandées par les clients peuvent être ajustées jusqu’à un pourcentage  $\lambda\%$  donné. Pour sa modélisation, le MCVRPTW-AD est le résultat d’une modification de la contrainte (3.4.6) du modèle du MCVRP-TW. Dans celui-ci, la contrainte (3.4.6) prend une nouvelle forme qui est la contrainte (3.6.1) incluant ces bornes d’ajustement :

$$\sum_{i \in N} (1 - \lambda_{ip}) \times v d_{ip} y_{ipk} \leq c c_{qk}, k \in K_1 \cup K_2, q \in Q_k, p \in P \quad (3.6.1)$$

Le tableau 3 décrit et compare les résultats obtenus pour les deux versions du problème. Pour chaque instance, ce tableau rapporte la distance totale (DT), le nombre de véhicules utilisés (NV), le temps d’exécution en secondes (CPU) et l’écart final en pourcentage ( $GAP\%$ ) entre les résultats des deux versions. Cet écart est calculé comme suit :

$$GAP(\%) = \frac{Coût(MCVRP - TW) - Coût(MCVRPTW - AD)}{Coût(MCVRPTW - AD)} \times 100.$$

Les résultats montrent que l’option d’ajustement est plus avantageuse, tant en termes de distance totale parcourue (7%) que de véhicules utilisés (10%). Par ailleurs, la recherche tabou converge beaucoup plus rapidement pour le MCVRP-TW que pour le MCVRPTW-AD. Cela se justifie par le fait que les contraintes de capacité sont relaxées dans le MCVRPTW-AD, résultant ainsi en un espace de solutions très large et entraînant une recherche moins rapide que celle dans le MCVRP-TW.

Après avoir évalué le concept d’ajustement sur la performance de notre recherche tabou, nous avons ensuite essayé de résoudre le modèle mathématique (section 3.4.5) directement par le CPLEX 12.6. Malheureusement, le CPLEX n’est pas arrivé à élaguer suffisamment de branches de l’arbre de recherche et n’a donc pas pu prouver l’optimalité des solutions. D’ailleurs, la résolution de toutes les instances provoque une erreur de la pile mémoire de CPLEX après une moyenne d’environ 16000 secondes de temps de calcul. C’est pour cette

Instance	MCVRP-TW			MCVRPTW-AD			GAP (%)	
	NV	DT	CPU (s)	NV	DT	CPU (s)	NV	DT
C1	13	1131.39	432	12	1030.74	541	9	10
C2	7	1056.80	359	6	986.31	491	13	7
R1	17	1496.71	543	16	1422.73	731	7	5
R2	6	1163.03	459	5	1102.62	601	11	5
RC1	16	1728.05	364	15	1588.31	541	9	9
RC2	7	1356.80	295	7	1302.41	441	9	4
<b>Avg.</b>	<b>11</b>	<b>1322.67</b>	<b>825</b>	<b>10</b>	<b>1240.97</b>	<b>1069</b>	<b>10</b>	<b>7</b>

TABLE 3. Résultats sur les instances du MCVRP-TW

même raison que nous avons mené une série d'expériences (1) en imposant une limite de 7200 secondes sur le temps d'exécution du CPLEX, et (2) en limitant la taille de chacune de ces instances à 15 clients sélectionnés aléatoirement. Par exemple, C101-15 considère seulement 15 clients de l'instance C1. Chaque instance est résolue à la fois par CPLEX et par notre algorithme pour évaluer son comportement.

À la vue des résultats décrits dans le tableau 4, la première remarque est que notre algorithme a pu trouver les solutions optimales des instances C102-15, R101-15 et RC102-15 en un temps de calcul relativement court. En outre, CPLEX n'a pas pu obtenir, dans un délai de 7200 secondes, de solutions réalisables pour six instances. Il s'agit des instances C104-15, R103-15, R104-15, R107-15, R108-15 et RC107-15. Une attention particulière doit être portée sur les GAPs de l'optimalité finale ( $GAP_f$  (%)) dont les pourcentages sont élevés. En résumé, ces résultats confirment l'efficacité de notre approche en termes de qualité de solutions obtenues et temps de calcul requis.

**3.6.4. Application au VRPTW.** — Afin de permettre une comparaison plus significative des résultats, nous avons également attaqué le VRPTW où chacune de ses instances est interprétée comme celle du MCVRP-TW avec un seul produit et un seul compartiment. Les résultats obtenus sur la base de cinq exécutions sont présentés dans le tableau 5. Chaque solution est comparée avec neuf autres solutions obtenues par les approches heuristiques de Taillard et al. [207] (TBGGP), Chiang et Russell [45] (CR), Gambardella et al. [95] (GTA), Tan et al. [211] [212] (TLO), Cordeau et al. [52] (CLM), Braysy et Gendreau [30] (BG), Lau et al. [136] (LST), Tan et al. [213] (TCL) et Vidal et al. [229] (VCGP). Pour chaque classe d'instances, le tableau présente les noms des auteurs et la référence de l'étude, le nombre moyen de véhicules utilisés (NV) et la distance moyenne parcourue (DT). Les résultats obtenus montrent la compétitivité

Instance	Nos solutions			Solutions CPLEX			$GAP_f(\%)$
	NV	DT	CPU	NV	DT	CPU	
C101-15	3	222.61	13	3	220.92	7200	70.34
C102-15	<b>2</b>	<b>207.84</b>	<b>24</b>	<b>2</b>	<b>207.84</b>	<b>2593</b>	
C103-15	3	227.68	32	3	233.68	7200	84.04
C104-15	3	220.62	48		<b>PAS SOL.</b>		
C105-15	3	229.88	15	3	229.88	7200	51.32
C106-15	3	239.02	19	3	239.02	7200	45.35
C107-15	2	198.08	23	2	194.95	7200	86.79
C108-15	3	270.96	22	3	273.78	7200	84.16
C109-15	3	233.44	31	3	243.21	7200	87.33
R101-15	<b>4</b>	<b>359.66</b>	<b>39</b>	<b>4</b>	<b>359.66</b>	<b>6025</b>	
R102-15	4	338.06	47	4	353.11	7200	78.12
R103-15	3	278.88	90		<b>PAS SOL.</b>		
R104-15	3	280.54	43		<b>PAS SOL.</b>		
R105-15	3	298.92	32	4	295.77	7200	72.86
R106-15	3	305.41	37	3	322.19	7200	78.37
R107-15	3	297.50	57		<b>PAS SOL.</b>		
R108-15	3	284.22	45		<b>PAS SOL.</b>		
R109-15	3	299.71	36	4	318.44	7200	69.95
R110-15	3	271.52	41	3	311.28	7200	88.15
R111-15	3	300.46	42	4	329.57	7200	75.43
R112-15	3	270.25	42	3	428.92	7200	82.03
RC101-15	4	370.26	26	4	370.26	7200	80.10
RC102-15	<b>3</b>	<b>367.34</b>	<b>26</b>	<b>3</b>	<b>367.34</b>	<b>791</b>	
RC103-15	3	319.78	34	3	324.55	7200	89.76
RC104-15	3	326.87	53	3	398.20	7200	79.92
RC105-15	3	393.84	41	3	400.41	7200	88.17
RC106-15	3	319.56	33	3	320.80	7200	90.12
RC107-15	3	339.49	26		<b>PAS SOL.</b>		
RC108-15	3	322.23	38	3	323.92	7200	89.77
<b>Avg.</b>	<b>3</b>	<b>289</b>	<b>36</b>	<b>3</b>	<b>307</b>	<b>6670</b>	<b>78.60</b>

TABLE 4. Comparaison de la recherche tabou et du CPLEX sur les petites instances

de notre recherche tabou avec d'autres approches implémentés spécialement pour résoudre le VRPTW. De plus, ces approches se différencient par leur propre paramétrage et par leur objectif visé en premier lieu.

**3.6.5. Application industrielle.** — En plus des expérimentations réalisées sur des instances issues de la littérature ou sur des instances créés à partir de celles-ci, nous avons également appliqué notre approche sur des données réelles fournies par notre partenaire industriel "NAF-TAL". Ces données décrivent 15 jours d'activité de distribution des carburants au niveau de



Instance		TBGGP [207]	CR [45]	GTA [95]	TLO [211][212]	CLM [52]
C1	NV	10	10	10	10	10
	DT	828.45	828.38	828.38	828.74	828.38
C2	NV	3	3	3	3	3
	DT	590.30	591.42	589.86	590.69	589.86
R1	NV	12.25	12.17	12	12.92	12.08
	DT	1216.70	1204.19	1217.73	1187.35	1210.14
R2	NV	3	2.73	2.73	3.51	2.73
	DT	995.38	986.32	967.75	960.83	969.58
RC1	NV	11.88	11.88	11.63	12.74	11.50
	DT	1367.51	1397.44	1382.42	1355.37	1389.78
RC2	NV	3.38	3.25	3.25	4.25	3.25
	DT	1165.62	1229.54	1129.19	1068.26	1134.51
		BG [30]	LST [136]	TCL [213]	VCGP [229]	Notre solution
C1	NV	10	10	10	10	10
	DT	828.38	832.13	828.38	828.38	828.38
C2	NV	3	3	3	3	3
	DT	589.86	589.86	589.86	589.86	589.86
R1	NV	11.92	12.16	12	11.92	12.08
	DT	1222.12	1211.55	1217.73	1210.69	1197.97
R2	NV	2.73	3	2.73	2.73	2.73
	DT	975.12	1001.12	967.75	951.51	952.17
RC1	NV	11.50	12.25	11.63	11.50	11.50
	DT	1389.58	1418.77	1382.42	1384.17	1355.97
RC2	NV	3.25	3.37	3.25	3.25	3.25
	DT	1128.38	1170.93	1129.19	1119.24	1116.38

TABLE 5. Comparaison de la recherche tabou avec différentes heuristiques

l'entrepôt "caroubier" à Alger. Il s'agit des villes où se trouvent les clients, la matrice associée aux distances, les commandes des clients et leurs fenêtres temporelles, les informations relatives à la flotte (nombre de camions citernes, capacités, compartimentage, etc). Le dépôt de caroubier dispose de 20 camions citernes dont cinq appartiennent aux transporteurs privés. Le temps de parcours (en mn) est calculé en multipliant la distance parcourue (en km) par une constante de 1.2 (en mn/km) correspondant à une vitesse de parcours de 0.833 km/mn. Aussi, le coût de parcours est calculé en multipliant la distance de parcours par un facteur  $f_1$  donné par l'entreprise. Quant aux camions de location, ils sont engagés avec une pénalité déterminée en multipliant la distance parcourue par un facteur  $f_2$  donné par l'entreprise. Les valeurs de  $f_1$  et  $f_2$  sont définies dans la section 3.4.2.

Il y a quinze instances décrivant la situation réelle rencontrée par l'entrepôt durant 15 jours ouvrables. Chaque instance est présentée sous la forme " $D - n$ " où  $D$  et  $n$  désignent respectivement la journée et le nombre de clients ayant exprimé leur besoin de carburants pour cette journée " $D$ ".

Les résultats obtenus sont affichés dans le tableau 6. Celui-ci présente une comparaison entre les solutions obtenues par (1) notre approche, (2) CPLEX et (3) celles fournies par l'entreprise. Il rapporte également le nombre de véhicules utilisés (NV), la distance totale (DT), le coût ( $u$ ), le temps d'exécution en secondes (CPU). Pour le CPLEX, une limite de 7200 secondes du temps d'exécution est imposée et l'écart final d'optimalité ( $GAP_f$  (%)) est fourni. Les résultats de ce tableau indiquent que notre algorithme a pu trouver les solutions optimales des instances 3-25, 6-32 et 8-27 en un temps de calcul relativement court. En outre, CPLEX n'a pas pu obtenir, dans un délai de 7200 secondes, de solutions réalisables à sept instances. Il s'agit des instances 4-62, 5-83, 7-89, 10-79, 12-71, 14-61 et 15-83.

Comparativement aux solutions fournies par l'entreprise, les résultats obtenus permettent de constater une sensible amélioration des solutions par notre approche sur chaque mesure à l'exception du temps d'exécution qui n'est pas pris en compte dans la solution de l'entreprise.

### 3.7. Conclusion

À travers ce chapitre, nous avons présenté une des applications réelles de nos travaux de recherche chez NAFTAL. Celle-ci, fait face quotidiennement à un problème d'approvisionnement des stations services avec contraintes de fenêtres temporelles, hétérogénéité de la flotte et diversité de produits transportés. Dans un premier temps, nous avons recensé puis analysé les travaux de littérature relative à la distribution des produits pétroliers. Il ressort de cette analyse que les travaux réalisés ne traitent plus les problèmes de tournées de véhicules avec compartiments multiples et fenêtres de temps (MCVRP-TW). De plus, les algorithmes de recherche tabou et génétique sont très utilisés pour résoudre cette classe de problèmes.

Dans un second temps, nous avons proposé une modélisation mathématique du problème et avons développé une approche de résolution basée sur la recherche tabou. Cette approche se différencie des autres par le fait qu'elle (1) traite le chargement des véhicules comme un problème à part entière, plutôt que comme un aspect du contrôle des capacités lors de la résolution du problème de routage, et (2) introduit la statistique de Kolmogorov-Smirnov dans le but de restreindre la taille du voisinage et dans l'espoir d'obtenir un meilleur équilibre entre la qualité et la rapidité de la recherche.

Quant à la performance de notre approche, elle est évaluée sur deux types d'instances. Le premier type d'instances se base sur l'adaptation des instances de Solomon [202] aux caractéristiques de notre problème. Ce type d'instances permet à la fois d'éviter les comparaisons indirectes ou limitées, d'analyser le comportement de l'algorithme et de valider les résultats obtenus. Le deuxième type d'instances considère des instances réelles fournies par l'entreprise en décrivant l'activité quotidienne de la distribution des carburants. Les résultats obtenus et présentés tout au long de ce chapitre ont fait l'objet des publications [21] [20] [19]. Pour l'ensemble des instances, ces résultats montrent que notre approche est compétitive pour le VRPTW et efficace pour le MCVRP-TW ainsi que l'application industrielle. Par voie de conséquence, le comportement de notre recherche tabou est très satisfaisant.

Instance	Méthode	NV	DT	Coût ( $\times 10^2$ )	CPU(s)	Gap <sub>f</sub> (%)
1-41	Cplex	4	536	47570	7200	82.17
	Entreprise	6	610	56390	/	
	Notre approche	4	527	47292	315.43	
2-46	Cplex	6	881	121766	7200	86.24
	Entreprise	8	991	151494	/	
	Notre approche	6	881	121766	243.12	
3-25	Cplex	3	379	23694	6578	
	Entreprise	4	443	36512	/	
	Notre approche	<b>3</b>	<b>379</b>	<b>23694</b>	<b>317.82</b>	
4-62	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	9	1014	107938	/	
	Notre approche	7	918	90747	403.82	
5-83	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	11	1475	11382		
	Notre approche	9	1323	101745	515.39	
6-32	Cplex	3	488	29178	4915	
	Entreprise	4	510	40129	/	
	Notre approche	<b>3</b>	<b>488</b>	<b>29178</b>	<b>182.25</b>	
7-89	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	15	1577	151436	/	
	Notre approche	12	1479	129305	398.76	
8-27	Cplex	3	283	25886	3755	
	Entreprise	5	356	31500	/	
	Notre approche	<b>3</b>	<b>283</b>	<b>25886</b>	<b>143.29</b>	
9-40	Cplex	6	853	55350	7200	79.12
	Entreprise	8	1030	77892	/	
	Notre approche	6	841	52773	204.74	
10-79	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	11	1692	213915	/	
	Notre approche	9	1537	174676	479.38	
11-28	Cplex	6	911	79000	7200	89.12
	Entreprise	7	1112	91503	/	
	Notre approche	6	913	79023	207.19	
12-71	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	9	1233	147419	/	
	Notre approche	8	1129	130771	210.16	
13-33	Cplex	7	1014	95310	7200	69.23
	Entreprise	9	1084	99459	/	
	Notre approche	7	1003	95163	309.80	
14-61	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	10	1305	90417	/	
	Notre approche	8	1091	71460	92.01	
15-83	Cplex	<i>PAS SOL</i>				
	Entreprise	13	1567	128979	/	
	Notre approche	10	1387	110388	429.52	

TABLE 6. Résultats sur les instances réelles

## CHAPITRE 4

### LE MCVRP AVEC AJUSTEMENT DES DEMANDES

#### 4.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, nous nous sommes penchés sur la modélisation et l'optimisation du MCVRP avec fenêtres de temps ainsi que son application au sein de l'entreprise NAF-TAL. Ce présent chapitre traite d'une restriction de ce problème issue de la pratique utilisée par l'entreprise pour affronter les situations de crise les plus fréquentes comme par exemple, la croissance de demandes des clients en hiver et les perturbations dans le ravitaillement des dépôts résultant des niveaux de stock très faibles. Cette pratique est appliquée dans le cadre d'un accord conclu entre l'entreprise et les clients offrant la possibilité à l'entreprise d'ajuster les demandes des clients tout en respectant les bornes de perturbation autorisée. Dans la suite, nous allons exploiter cet accord afin de proposer des schémas optimaux de distribution des carburants dans telles situations. Par conséquent, de nouvelles contraintes et objectifs apparaissent quant à l'affectation des produits aux camions et à la maximisation du profit de la distribution quotidienne. À l'opposé, les fenêtres de temps sont abandonnées pour ce problème que nous désignons par le nom de MCVRP avec ajustement des demandes ou MCVRP with adjustable demands (MCVRP-AD).

Ce chapitre a fait l'objet d'une publication "The multi-compartment vehicle routing problem with adjustable demands : modelling and application" à la revue *International Transactions in Operational Research* [23].

#### 4.2. Travaux autour de ce problème

À notre connaissance, le MCVRP-AD n'a pas été étudié du tout, ni dans la littérature des tournées de véhicules ni dans celle relative à l'approvisionnement des stations-services. Néanmoins, certains auteurs ont abordé des problématiques connexes en accentuant l'attention sur le concept de compartimentage flexible et son impact dans le contexte du transport. À titre

d'exemple, dans le transport maritime, Fagerholt et Christiansen [82] ont introduit une application industrielle du MCVRP dans le cadre de l'ordonnement des cargos pour la livraison de marchandises. Les compartiments sont séparés par des cloisons amovibles, ce qui les rend flexibles. Pour la résolution, les auteurs ont appliqué l'approche de partitionnement d'ensemble en deux étapes. La première étape porte sur l'affectation des produits aux navires "cargos", la deuxième sur leur ordonnancement.

Chajakis et Guignard [44] se sont penchés sur un problème d'approvisionnement de magasins en produits frais, secs, réfrigérés et congelés. Ceux-ci sont transportés par une flotte de véhicules ayant des compartiments configurables en termes de températures de conditionnement (ambiante, fraîche, froide). En dehors de la planification des tournées de véhicules, les auteurs ont étudié les modèles de dimensionnement des compartiments. Pour cela, une approche exacte basée sur la relaxation lagrangienne est appliquée dans le but d'optimiser les coûts de transport et de réfrigération des produits.

Nous référons également le lecteur aux travaux de Derigs et al. [66] qui ont intégré le concept de la flexibilité des compartiments lors de la résolution du MCVRP. Les auteurs ont présenté deux variantes du problème : une est assez similaire à celles proposées par Chajakis et Guignard [44], et El Fallahi et al. [79], l'autre est caractérisée par le fait que les tailles des compartiments sont flexibles et que l'affectation des produits aux compartiments est variable. Les auteurs ont proposé un modèle mathématique décrivant à la fois les deux variantes du problème et ont développé une approche globale de résolution basée sur la recherche à voisinage large (LNS).

Enfin, Henke et al. [113] ont étudié le MCVRP avec compartiments flexibles (MCVRP-FCS) où son application se rencontre dans la collecte des déchets de verre. Ils ont considéré, outre que le concept de compartimentage flexible, le cas où le nombre de compartiments est inférieur au nombre de produits. Pour la résolution, ils ont appliqué la recherche à voisinage variable (VNS).

### 4.3. Formulation mathématique

À des fins de clarté et de compréhension, nous modélisons le MCVRP-AD comme il a été brièvement décrit dans l'introduction de ce chapitre. L'objectif est de planifier la fonction de distribution des carburants au niveau d'un dépôt donné, ainsi que de déterminer les pourcentages d'ajustement pour chaque client. Le modèle ainsi élaboré a inspiré de nombreuses contraintes du modèle du MCVRP-TW. Seules les contraintes temporelles n'ont pas été prises en compte et les contraintes de capacités sont relaxées en introduisant l'option d'ajustement.

Avant de présenter le modèle correspondant au MCVRP-AD, nous commençons par introduire les notations ainsi que les variables utilisées.

**4.3.1. Notations.** — Les notations utilisées sont présentées comme suit :

- $N$  : Ensemble de clients.  $N = \{1, 2, \dots, n\}$ .
- $0$  : Indice du dépôt.  $V = \{N\} \cup \{0\}$ .
- $P$  : Ensemble de produits.  $P = \{1, 2, \dots, p\}$ .
- $K$  : Ensemble de camions.  $K = \{1, 2, \dots, k\}$ .
- $Q_k$  : Ensemble de compartiments du camion  $k$ .  $Q_k = \{1, 2, \dots, q\}$ .
- $CC_k$  : Capacité du camion  $k$ .
- $cc_{qk}$  : Capacité du compartiment  $q$  du camion  $k$ .
- $VD_i$  : Ensemble de produits demandés par le client  $i$ .
- $vd_{ip}$  : Quantité (volume) du produit  $p$  demandée par le client  $i$ .  $vd_{ip}$  peut être ajustée de  $(1 - \lambda_{ip}) \times vd_{ip}$  où  $\lambda_{ip} \in [0, 0.1]$  représente le taux de perturbation autorisé.
- $d_{ij}$  : Distance du trajet  $(i, j)$  ( $i, j \in V$ ).
- $c_{ij}$  : Coût de parcours du trajet  $(i, j)$ .
- $c'_{ij}$  : Coût supplémentaire associé à l'utilisation des camions de location.
- $f_1$  (u / km) : Constante utilisée pour le calcul de  $c_{ij}$  ( $f_1 = 0.685$  donnée par l'entreprise).
- $f_2$  (u / km) : Constante utilisée pour le calcul de  $c'_{ij}$  ( $f_2 = 0.497$  donnée par l'entreprise).

**4.3.2. Variables de décisions.** — Les variables de décisions sont :

- $x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{si } j \text{ est visité immédiatement après } i \text{ dans la tournée du camion } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- $y_{ipk} = \begin{cases} 1 & \text{si le client } i \text{ reçoit le produit } p \text{ par le camion } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
- $z_{pqk} = \begin{cases} 1 & \text{si le produit } p \text{ est affecté au compartiment } q \text{ du camion } k. \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$

**4.3.3. Modèle mathématique.** —

$$\text{Minimiser } \sum_{k \in K} \left\{ \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} (c_{ij} + c'_{ij}) x_{ijk} + (CC_k - \sum_{i \in N} \sum_{p \in P} \sum_{q \in Q} vd_{ip} z_{pqk}) \right\} \quad (4.3.1)$$

Sous les contraintes :

$$x_{ijk} + x_{jik} \leq 1, (i, j) \in N \times N, k \in K \quad (4.3.2)$$

$$\sum_{i \in V} x_{ihk} = \sum_{j \in V} x_{hjk}, h \in N, k \in K \quad (4.3.3)$$

$$\sum_{i, j \in S} x_{ijk} \leq |S| - 1, k \in K, S \subseteq N, |S| \geq 2 \quad (4.3.4)$$

$$\sum_{j \in N} x_{0jk} \leq 1, k \in K \quad (4.3.5)$$

$$\sum_{i \in N} x_{i0k} \leq 1, k \in K \quad (4.3.6)$$

$$\sum_{i \in N} (1 - \lambda_{ip}) v d_{ip} y_{ipk} \leq c c_{qk}, k \in K, q \in Q_k, p \in P \quad (4.3.7)$$

$$\sum_{i \in N} \sum_{p \in P} \sum_{q \in Q_k} (1 - \lambda_{ip}) v d_{ip} z_{pqk} \geq 0.8 \times C C_k \sum_{i \in N} \sum_{p \in P} y_{ipk}, k \in K \quad (4.3.8)$$

$$\sum_{k \in K} y_{ipk} \leq 1, p \in P, i \in N \quad (4.3.9)$$

$$y_{ipk} \leq \sum_{j \in V} x_{jik}, p \in P, i \in N, k \in K \quad (4.3.10)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, i \in V, j \in V, k \in K \quad (4.3.11)$$

$$y_{ipk} \in \{0, 1\}, i \in N, p \in P, k \in K \quad (4.3.12)$$

$$z_{pqk} \in \{0, 1\}, p \in P, q \in Q_k, k \in K \quad (4.3.13)$$

L'objectif (4.3.1) est d'une part de minimiser les coûts de routage et de pénalité imposée sur l'utilisation des camions de location et d'autre part, de maximiser les taux de remplissage des camions qui se sont traduit dans ce modèle par la minimisation des écarts entre les capacités disponibles et les volumes occupés par les produits. Les contraintes (4.3.2) et (4.3.3) assurent la continuité de la route dans le sens où tout camion visitant un client doit le quitter pour visiter un autre. La contrainte (4.3.4) est une formulation classique permettant d'éliminer les sous-tours dans la solution. Les contraintes (4.3.5) et (4.3.6) imposent le dépôt comme point de départ et d'arrivée de toutes les tournées de camions. La contrainte (4.3.7) indique que la demande du produit peut être ajustée et que la capacité du compartiment doit être respectée. La contrainte (4.3.8) impose que le taux de remplissage du camion doit dépasser 80%. La contrainte (4.3.9) interdit le fractionnement (split) des produits lors de la livraison. Autrement dit, elle assure que chaque produit  $p$  doit être transporté par un seul camion. La contrainte (4.3.10) assure la liaison entre les variables de visite  $y_{ipk}$  et les variables de routage  $x_{jik}$ . Enfin, les contraintes (4.3.11), (4.3.12) et (4.3.13) assurent le respect des variables binaires.



#### 4.4. Approche de résolution

Après avoir décrit le modèle mathématique du MCVRP-AD, nous nous intéressons maintenant à la technique de résolution permettant de fournir une solution à ce problème. Nous abordons une démarche séquentielle composée de trois phases : chargement, construction de la solution initiale et son amélioration. Les détails de ces phases sont décrits comme suit :

**4.4.1. Phase de chargement.** — La phase de chargement est invoquée devant le début de processus de construction de la solution initiale. Elle sert à regrouper les clients, ayant exprimés leur besoin en carburants, en sous-ensembles afin d'être livrés simultanément, déterminant ainsi les plans de chargement adéquats. De tels plans sont obtenus en utilisant l'heuristique de chargement LH (voir algorithme 9). L'idée de base de cette heuristique consiste d'abord à charger toutes les commandes sur les camions citernes (y compris ceux de location), puis à appliquer itérativement l'option d'ajustement. En partant d'un plan initial où l'option d'ajustement est exclue, l'heuristique LH (1) met à jour ce plan en augmentant le seuil d'ajustement  $\lambda_{ip}$  et (2) tente également de réduire le nombre de camions de location en ré-affectant leurs charges à ceux de l'entreprise qui sont partiellement chargés. L'heuristique LH commence par classer les clients et les véhicules par ordre décroissant de leurs demandes globales  $VD_i$  et leurs capacités  $CC_k$  respectivement. Ensuite, pour chaque couple "client / véhicule", l'heuristique affecte les charges aux compartiments après avoir vérifié l'écart entre eux. Une telle vérification est réalisée par la fonction  $Spr(q, vd)$ .

Le processus de chargement s'arrête quand aucun camion de location n'est affecté ou le seuil maximum d'ajustement est atteint. L'heuristique LH fournit autant de solutions que de nombre de seuils d'ajustement. Le détail de LH est présenté par l'algorithme 9.

**4.4.2. Phase de construction.** — Une fois le regroupement des clients est effectué, il s'agit maintenant de construire les tournées initiales en tenant compte des différentes contraintes. La construction des tournées se fait à l'aide de deux heuristiques. La première heuristique se base sur le principe du plus proche voisin de Solomon [202], tandis que la deuxième modifie légèrement l'algorithme des savings de Clarke et Wright [49]. Pour chaque sous-groupe de clients, nous appliquons ces deux heuristiques et nous choisissons la meilleure des deux solutions obtenues pour initialiser l'algorithme de recherche tabou.

Comme son nom l'indique, l'heuristique du plus proche voisin commence par insérer le client le plus proche du dépôt. Les autres clients sont alors insérés dans la tournée comme suit. Le prochain client à visiter est celui qui (1) n'a pas encore été visité et (2) est le plus proche du client actuel. La tournée est terminée une fois que tous les clients de ce sous-groupe ont

**Algorithme 9** Description l'heuristique de chargement LH.

Entrée : Données, paramètres.

Résultat :  $MP$  plans de chargement.

**Étape 1.**

- Initialiser les paramètres.
- Classer les clients  $i$  par ordre décroissant de leurs demandes globale  $VD_i$ .
- Classer les camions d'abord en fonction de leur type (les camions de l'entreprise sont prioritaires), puis selon l'ordre décroissant de leurs capacités.

**Étape 2.**

$i$  := client ayant la plus grande demande  $VD_i$ .

$k$  := véhicule ayant la plus grande capacité  $CC_k$ .

**répéter**

$N = N \setminus \{i\}$

**répéter**

$K = K \setminus \{k\}$

**tant que**  $(VD_i, Q_k) \neq (\emptyset, \emptyset)$  **faire**

Affecter  $vd_{ip}$  au compartiment  $q$  satisfaisant  $Spr(q, vd) = \min\{cc_{qk} - vd_{ip}\}$

**si**  $Spr(q, vd) \geq 0$  **alors**

Mettre à jour  $VD_i = VD_i \setminus \{vd_{ip}\}$ ,  $Q_k = Q_k \setminus \{q\}$

**sinon**

Affecter  $|Spr(q, vd)|$  au compartiment suivant  $q'$

Mettre à jour  $Spr(q', vd)$ ,  $Q_k = Q_k \setminus \{q\}$

**fin si**

**fin tant que**

**jusqu'à**  $K = \emptyset$

**jusqu'à**  $N = \emptyset$

Sauvegarder le plan de chargement  $mp$ .

**Étape 3.****répéter**

Mettre à jour  $\lambda_{ip}$ ,  $mp$ .

Ajuster les demandes journalières  $vd_{ip} := (1 - \lambda_{ip}) \times vd_{ip}$

Aller à l'étape 2.

**jusqu'à**  $mp \leq MP$

Renvoyer  $MP$  plans de chargement.

été visités. Ce même processus est répété pour tous les sous-groupes de clients jusqu'à ce que toutes les séquences de visites soient établies.

Quant à l'heuristique des savings, elle est appliquée également pour chaque sous-groupe de clients. Elle commence par créer des tournées de type aller-retour, c'est à dire, composées du dépôt et d'un seul client. À chaque itération, l'heuristique choisit une paire de tournées, fusionne leurs clients dans une seule tournée et calcule le gain correspondant. La fusion donnant la meilleure économie est immédiatement retenue en vue de sa faisabilité en termes de capacité

de chargement. Celle-ci a été déjà garantie par l'heuristique LH. Enfin, l'heuristique s'arrête lorsqu'il n'y a plus de possibilité de fusion.

**4.4.3. Phase d'amélioration.** — L'amélioration des tournées initiales se fait à l'aide de la méthode de recherche tabou aboutissant à construire le schéma optimal de la livraison journalière des carburants. Pour appliquer la recherche tabou, il est nécessaire de détailler les points suivants :

*4.4.3.1. Structure du voisinage.* — Notre approche emploie trois types d'opérateurs, chacun génère le voisinage  $N(S)$  en appliquant des déplacements intra-tournées ou entre tournées. Il s'agit des opérateurs (a) *2-opt*, (b) *exchange* et (c) *relocate*. Pour une description détaillée de ces opérateurs, nous référons le lecteur au travail d'Aarts et Lenstra [1]. Comme décrit dans l'algorithme 10, les opérateurs sont appliqués cycliquement pendant les  $\tau$  premières itérations, c'est à dire que la première itération les applique dans l'ordre (a)-(b)-(c), la seconde dans l'ordre (a)-(c)-(b), la troisième dans l'ordre (b)-(a)-(c), et ainsi de suite. Après les  $\tau$  premières itérations, les trois opérateurs seront appliqués à la solution courante d'une façon probabiliste. Étant donné que ces trois opérateurs sont examinés dans les  $\tau$  premières itérations, leur probabilité d'être choisis pendant le reste du processus est déterminée en fonction de l'amélioration de la qualité de la solution.

*4.4.3.2. Stratégie de réduction de voisinage.* — Dans le but d'améliorer la vitesse de convergence de notre algorithme, nous avons appliqué la stratégie de réduction de la taille de voisinage de la même manière que celle décrite dans le troisième chapitre. En effet, la statistique de Kolmogorov-Smirnov est également adoptée pour sélectionner les voisins les plus élités.

*4.4.3.3. Liste tabou.* — Ici, nous implémentons une liste tabou propre à chaque déplacement. Les éléments de la solution ainsi générée sont mémorisés par intervalles et on leur attribue le statut tabou comme suit. Si l'on considère que  $M - F(S)$  est la fonction d'évaluation, où l'on a respectivement  $M$  et  $F(S)$  qui représentent une grande constante et une valeur de la solution  $S$ . Si  $F(S)$  est situé dans l'un des intervalles, la solution  $S$  est considérée comme tabou. D'une façon plus précise, quand on obtient  $S'$ , nous comparons sa fonction objectif  $F(S')$  avec celle de la précédente  $F(S)$ . Quand la variation de la fonction objectif entre les deux solutions est  $H = |F(S') - F(S)|$ , nous choisissons  $h = \alpha H$  et nous rendons l'intervalle  $[F(S') - h, F(S') + h]$  tabou pour les  $\theta$  itérations (voir figure 1). Dans le calcul expérimental, nous contraignons le paramètre  $\alpha$  à différentes valeurs par déplacement. Cette façon de procéder agit comme une stratégie de diversification.

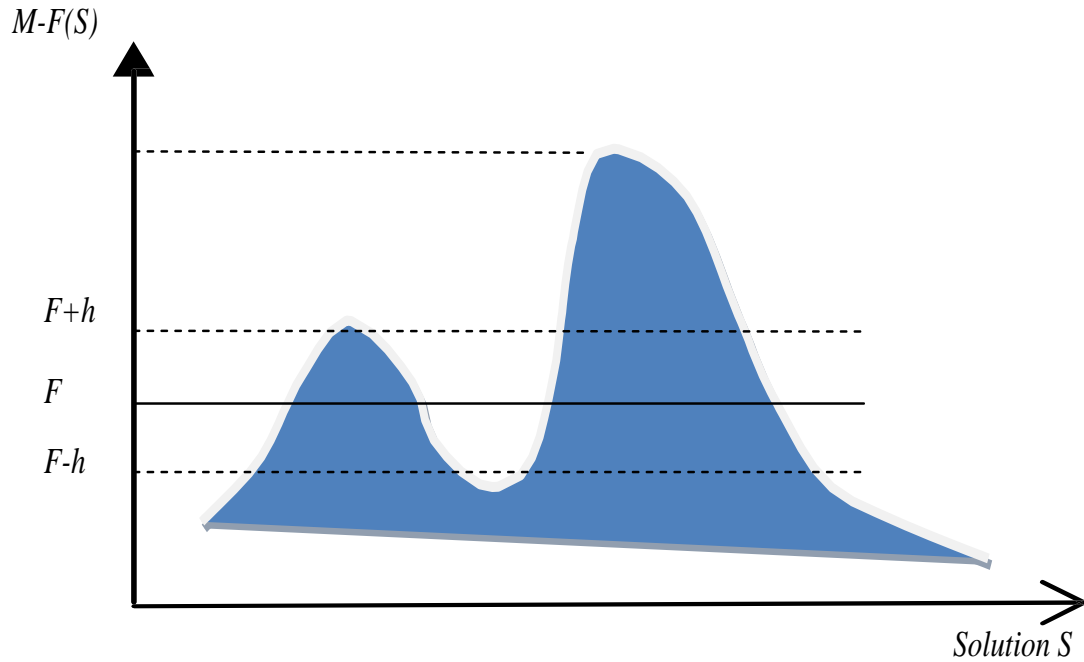


FIGURE 1. Représentation de la liste tabou.

4.4.3.4. *Vue algorithmique.* — À travers le pseudo-code de l'algorithme 10, nous illustrons le fonctionnement de la recherche tabou que nous avons proposée pour résoudre le MCVRP-AD. Par cet algorithme, l'exploration de l'espace de recherche s'effectue en parcourant itérativement les solutions réalisables, c'est-à-dire d'une solution  $S$  à une autre solution meilleure  $S^* \in N(S)$ . Néanmoins, l'algorithme proposé se caractérise par le fait qu'il intègre, d'une part, la stratégie de réduction de taille du voisinage et d'autre part, accepte des mouvements violant les contraintes de capacité tant que cette violation est dans l'intervalle autorisé. L'algorithme s'arrête après avoir atteint  $v_{max}$  d'itérations ou  $\gamma_{max}$  itérations sans améliorer la meilleure solution.

**4.4.4. Post-optimisation.** — Une fois que le déroulement de la recherche tabou est achevée, la solution obtenue fait l'objet d'une post-optimisation en améliorant localement chacune de ses tournées. À cet effet, le mouvement *intra-route* est appliqué jusqu'à qu'il ne soit plus possible d'améliorer la solution courante. L'opérateur *intra-route* déplace une séquence de clients (de longueur  $L_{segment}$ ) de sa position d'origine vers une nouvelle position dans la même tournée. Cette nouvelle position de la séquence est située à une longueur  $L_{insertion}$  de sa position d'origine.

---

**Algorithme 10** Structure algorithmique de la recherche tabou pour le MCVRP-AD.

---

```

(1) Générer la solution initiale  $S_0$ .
(2) Initialiser  $S \leftarrow S_0, S^* \leftarrow S_0, F(S^*) \leftarrow F(S_0)$ 
(3) Initialiser les paramètres  $\gamma = \nu = 0$ .
répéter
   $\nu = \nu + 1$ 
  Générer une solution  $S'$  du voisinage  $N(S)$  comme suit :
  si  $\nu \leq \tau$  alors
    Choisir de façon cyclique un des trois opérateurs, puis l'appliquer à la solution  $S$ .
  sinon
    Choisir de façon probabiliste un des trois opérateurs, puis l'appliquer à la solution  $S$ .
  fin si
  si  $S'$  est non réalisable alors
    Appliquer l'option d'ajustement et vérifier la faisabilité.
  fin si
  si  $F(S') < F(S^*)$  alors
     $S^* \leftarrow S', F(S^*) \leftarrow F(S'), \gamma \leftarrow 0$ .
  sinon
     $\gamma \leftarrow \gamma + 1$ 
  fin si
   $S \leftarrow S^*, F(S) \leftarrow F(S^*)$ 
  si  $\nu \equiv 0[\theta]$  alors
    Mettre à jour la liste tabou comme suit :
    Mettre  $H = |F(S') - F(S)|, h = \alpha H$  et tabou l'intervalle  $[F(S') - h, F(S') + h]$ .
  fin si
jusqu'à ( $\nu = \nu_{max}$  or  $\gamma = \gamma_{max}$ )
Renvoyer  $S^*$ .

```

---

#### 4.5. Résultats numériques

Nous présentons dans cette section les tests numériques permettant d'évaluer la performance de notre approche de résolution du MCVRP-AD. Mais avant cela, nous avons modifié les instances de Christofides et Eilon [48] afin de les adapter aux caractéristiques de notre problématique. Ces instances sont disponibles sur le site web <http://www.vrp-rep.org/>. Nous avons également mené la même démarche qu'au chapitre 3 pour les instances réelles du MCVRP-TW afin d'exhiber l'impact de l'ajustement sur le MCVRP-AD.

Pour les résultats obtenus, nous les avons comparés avec ceux fournis par la littérature, CPLEX et par notre partenaire industriel. À la fin de cette section, nous avons présenté les impacts de la statistique de Kolmogorov-Smirnov (KSS) ainsi que l'option de l'ajustement sur la performance de notre algorithme.

Le langage C++ et le solveur CPLEX 12.6 sont utilisés pour l'implémentation. L'ordinateur utilisé est un Pentium 4 CPU 3.06 GHz, 2.00 Go de RAM.

**4.5.1. Génération des instances.** — Nos instances se divisent en deux classes. La première ( $S_1$ ) concerne les instances réelles collectées au sein du dépôt d’El Harrach, où les résultats de distribution sont connus. Nous disposons, dans ces instances, de toutes les données sur une période de dix jours ouvrables. Il s’agit des localisations géographiques des clients, les distances associées, les besoins des clients en carburants, les informations relatives aux camions-citernes, etc. La deuxième traite des instances de Christofides et Eilon[48]. Elle se compose de deux ensembles  $S_2$  et  $S_3$ . Dans  $S_2$ , la demande initiale  $vd_i$  est divisée en trois parties  $vd_{i1} = \lfloor vd_i/\alpha_1 \rfloor$ ,  $vd_{i2} = \lfloor vd_i/\alpha_2 \rfloor$  et  $vd_{i3} = \lfloor vd_i(1 - \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{\alpha_1 \alpha_2}) \rfloor$ , où  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont deux entiers générés aléatoirement dans  $[2, 5]$  et  $[3, 5]$  respectivement. Deux nouvelles capacités  $CC_k^2$  et  $CC_k^3$  sont ajoutées à la capacité initiale  $CC_k$  comme suit :

$$CC_k^2 = \lfloor CC_k/3 \rfloor, CC_k^3 = \lfloor (CC_k + CC_k^2)/2 \rfloor.$$

De point de vue complexité temporelle et du point de vue objectif, nous limitons les tests numériques sur les instances  $S_2$  de tailles relativement petites.

Dans  $S_3$ , la démarche d’El Fallahi et al. [79] a été reprise à des fins de comparaison. Elle consiste à générer les instances du MCVRP à partir de celles du VRP en divisant (1) chaque demande  $vd_i$  en deux parties  $vd_{i1} = \lfloor vd_i/\omega \rfloor$  et  $vd_{i2} = vd_i - vd_{i1}$  (avec  $\omega = 2$  ou  $3$ ), et (2) chaque capacité  $CC_k$  en deux capacités  $cc_{1k} = (CC_k \times \overline{vd}_1)/(\overline{vd}_1 + \overline{vd}_2)$  et  $cc_{2k} = (CC_k \times \overline{vd}_2)/(\overline{vd}_1 + \overline{vd}_2)$ , où  $\overline{vd}_1$  (resp.  $\overline{vd}_2$ ) représente la demande moyenne pour le premier (resp. le deuxième) produit.

**4.5.2. Paramétrage.** — Le paramétrage utilisé dans l’implémentation de notre algorithme est fixé après une étude expérimentale (moyenne de 5 exécutions) et est décrit comme suit.  $L_{segment} = 1$ ,  $L_{insertion} = 3$ ,  $\alpha \in \{0.01, 0.02, 0.03\}$ ,  $h \in [0.04, 1]$ ,  $\theta = 10$ ,  $\tau = 300$ ,  $\gamma_{max} = 500$ ,  $v_{max} = 50n|P|$ ,  $\lambda_{ip} = 0.05$  et  $\tilde{p} = 0.25$ .

**4.5.3. Application industrielle.** — Comme déjà mentionné dans l’introduction de ce chapitre, la distribution des carburants au cours de la période hivernale se révèle souvent difficile, puisque l’entreprise fait face d’une part à des fortes demandes de la part de ses clients et, d’autre part, à des perturbations d’approvisionnement de ses dépôts. C’est là où l’option d’ajustement est fréquemment appliquée. Partant de ce constat, nous avons conduit un test comparatif sur la période allant du 24 janvier au 02 février 2015 pour comparer nos résultats avec ceux obtenus par CPLEX ainsi que le service de planification au sein de l’entreprise.

Pour toutes les instances, le CPLEX produit une erreur de mémoire après un temps de calcul donné. Néanmoins, le CPLEX fournit toujours des solutions (bornes inférieures) juste avant l’interruption du programme. De telles solutions sont de mauvaises qualités, car elles affichent

un GAP (écart) moyen de 16.3 % par rapport à la qualité de nos solutions. Enfin, puisque cet écart peut ne pas être informatif et utile, nous avons imposé une limite de 9000 secondes sur le temps d'exécution du CPLEX.

Le tableau 1 montre les résultats de l'approche appliquée sur la classe d'instances  $S_1$ . Pour chaque instance, ce tableau rapporte le nombre de clients à livrer (colonne "n"), le seuil d'ajustement autorisé (colonne " $\lambda_{ip}$ "), les coûts (colonne "Coût") ainsi que les temps d'exécution en secondes (colonne "CPU") de chacune des méthodes utilisées. Pour le CPLEX, l'écart final d'optimalité ( $GAP_f(\%)$ ) est également fourni. Dans la colonne GAP ( $GAP(\%)$ ), une comparaison est établie entre nos solutions et les meilleures solutions parmi celles fournies par CPLEX et l'entreprise.

Les résultats obtenus par notre approche sont meilleurs que ceux de l'entreprise. Ils permettent une réduction de 10.59 % du coût total. Ces résultats peuvent être améliorés encore davantage dans le cas où l'ajustement n'est pas autorisé.

Instance	Paramètres		CPLEX			Entreprise	Notre approche		
	n	$\lambda_{ip}$	Coût	CPU (s)	$GAP_f(\%)$	Coût	Coût	CPU (s)	GAP (%)
24/01/15	25	0.07	37806.66	9000	85.23	39034.19	37806.66	398.76	0.00
25/01/15	83	0.03	78187.87	//	82.17	83946.12	75634.83	513.37	-3.27
26/01/15	61	0.06	58983.50	//	86.24	64322.71	58061.72	451.22	-1.56
27/01/15	19	0.04	29615.68	//	93.97	36012.39	29615.68	298.10	0.00
28/01/15	46	0.02	50661.30	//	69.21	53798.10	49695.78	350.71	-1.91
29/01/15	59	0.01	54929.76	//	79.12	59892.78	54011.76	274.74	-1.67
30/01/15	32	0.03	40820.70	//	89.12	46503.19	40847.46	197.19	+0.07
31/01/15	39	0.05	45087.06	//	65.83	49419.38	45100.44	129.16	+0.03
01/02/15	75	0.03	71846.64	//	59.77	78382.75	68910.48	515.39	-4.09
02/02/15	41	0.02	43111.08	//	69.23	50459.20	42613.38	201.80	-1.15
<b>Moyenne</b>	<b>48</b>	<b>0.03</b>	<b>51105.03</b>	<b>9000</b>	<b>77.98</b>	<b>56177.08</b>	<b>50229.82</b>	<b>333.04</b>	<b>-1.71</b>

TABLE 1. Résultats sur la classe d'instances  $S_1$ .

#### 4.5.4. Application au MCVRP-AD. —

4.5.4.1. Résultats sur les instances  $S_2$ . — Dans cette section, nous avons créé deux petites sous-classes d'instances à partir de  $S_2$ . L'idée consiste, pour chaque classe, à choisir aléatoirement 10 et 15 clients de  $S_2$ . De plus, le seuil d'ajustement  $\lambda_{ip}$  est fixé à 5% pour toutes les instances. Les résultats sont décrits dans les tableaux 2 et 3. Chaque instance présente le nombre de clients (n), les solutions trouvées par notre approche et CPLEX : le meilleur coût final (Coût) et le temps d'exécution en secondes (CPU).

Afin d'analyser la performance moyenne de notre algorithme en termes de qualité de solution et temps de calcul, nous avons relancé son exécution cinq fois/instance et avons retenu le résultat moyen de ces exécutions. À première vue, nous constatons que la recherche tabou donne de très bons résultats dans des délais raisonnables. Effectivement, sur les 40 instances des deux tableaux 2 et 3, la recherche tabou a pu résoudre 29 instances de façon optimale tandis que l'écart obtenu par rapport à la résolution exacte est de l'ordre de 0.17 %. En ce qui a trait au temps de calcul, nous constatons que le MCVRP-AD devient plus difficile à résoudre avec l'accroissement de sa taille.

Instance	n	Notre approche		CPLEX		GAP (%)
		Coût	CPU (s)	Coût	CPU (s)	
vrpnc1	10	141.74	0.69	141.74	9.16	0.00
vrpnc2	10	127.52	1.10	127.52	3.85	0.00
vrpnc3	10	72.76	1.84	72.76	12.52	0.00
vrpnc4	10	98.67	4.30	98.49	103.17	0.18
vrpnc5	10	100.14	6.31	99.89	656.28	0.25
vrpnc6	10	131.46	0.86	131.46	2.77	0.00
vrpnc7	10	150.42	0.79	150.42	3.84	0.00
vrpnc8	10	99.18	1.60	99.18	9.64	0.00
vrpnc9	10	103.22	1.02	103.22	2.06	0.00
vrpnc10	10	74.43	5.91	74.10	41.31	0.45
vrpnc11	10	114.21	3.21	114.21	25.45	0.00
vrpnc12	10	80.06	0.56	80.06	6.26	0.00
vrpnc13	10	154.64	2.85	154.64	4.05	0.00
vrpnc14	10	130.75	1.67	130.75	113.74	0.00
E072-04f	10	42.65	0.25	42.65	12.14	0.00
E076-08s	10	97.53	1.40	97.53	487.83	0.00
E076-07u	10	108.21	0.59	108.21	39.21	0.00
E135-07f	10	80.49	4.37	80.24	5.16	0.31
E241-22k	10	45.23	3.77	45.23	173.26	0.00
E484-19k	10	35.47	3.99	35.47	59.97	0.00
<b>Moyenne</b>	<b>10</b>	<b>99.44</b>	<b>2.35</b>	<b>99.39</b>	<b>88.58</b>	<b>0.06</b>

TABLE 2. Résultats sur la classe d'instances  $S_2$  avec 10 clients et  $\lambda_{ip} = 5\%$ .

4.5.4.2. *Résultats sur les instances  $S_3$ .* — Pour pouvoir évaluer l'approche proposée sur d'autres instances que celles utilisées précédemment, une nouvelle classe d'instances  $S_3$  a été créé de façon similaire à celle utilisée par El Fallahi et al. [79]. Nous avons tout d'abord modifié la formulation ((4.3.1)-(4.3.13)) en interdisant l'option d'ajustement dans les contraintes (4.3.7) et (4.3.8), puis nous avons comparé cette version de la recherche tabou avec les deux algorithmes



Instance	n	Notre approche		CPLEX		GAP (%)
		Coût	CPU (s)	Coût	CPU (s)	
vrpnc1	15	186.18	2.98	185.98	119.08	0.11
vrpnc2	15	218.08	4.75	218.08	115.50	0.00
vrpnc3	15	172.44	9.76	172.44	626.00	0.00
vrpnc4	15	156.73	10.27	154.97	1134.87	1.14
vrpnc5	15	122.59	25.04	122.59	6562.80	0.00
vrpnc6	15	280.14	5.72	280.14	637.10	0.00
vrpnc7	15	252.47	3.17	252.47	345.60	0.00
vrpnc8	15	196.16	7.12	196.16	173.52	0.00
vrpnc9	15	149.37	3.39	148.87	6180.00	0.34
vrpnc10	15	186.36	30.54	186.30	3304.80	0.03
vrpnc11	15	225.52	5.41	225.52	585.35	0.00
vrpnc12	15	171.26	3.10	171.26	250.40	0.00
vrpnc13	15	244.79	8.49	244.79	52.65	0.00
vrpnc14	15	196.25	5.71	194.35	1137.40	0.98
E072-04f	15	65.45	1.10	65.45	109.26	0.00
E076-08s	15	216.57	4.41	216.57	9834.90	0.00
E076-07u	15	192.94	2.48	190.23	509.73	1.42
E135-07f	15	192.45	9.92	192.45	170.28	0.00
E241-22k	15	57.12	38.71	56.13	8523.80	1.76
E484-19k	15	53.09	77.84	53.09	7796.10	0.00
<b>Moyenne</b>		<b>176.80</b>	<b>13.00</b>	<b>176.39</b>	<b>2408.46</b>	<b>0.29</b>

TABLE 3. Résultats sur la classe d'instances  $S_2$  avec 15 clients et  $\lambda_{ip} = 5\%$ .

d'El Fallahi proposés pour le MCVRP à savoir, l'algorithme mémétique (MA) et la recherche tabou (TS).

Le tableau 4 décrit nos résultats et les compare avec ceux obtenus par les deux algorithmes d'El Fallahi. Pour chaque instance, le tableau 4 rapporte le coût final (Coût), le temps d'exécution en secondes (CPU) et l'écart final ( $GAP(\%)$ ) en termes de coût et temps d'exécution, comparé au meilleur résultat (BKS) obtenu par El Fallahi.

Comme les ordinateurs utilisés ne possèdent pas les mêmes caractéristiques, il est insignifiant de comparer la performance des algorithmes en termes de temps de calcul. Pour cette raison, nous avons corrigé le  $GAP$  du CPU en introduisant le facteur de conversion  $p$ . Celui-ci est défini comme une constante consistant à convertir les CPU des différents ordinateurs. Il est calculé en se référant aux travaux de Dongarra [72]. Dans ses travaux, l'auteur fournit les unités de mesure de la vitesse de tous les système informatiques, connues sous l'appellation *opération en virgule flottante par seconde* (en anglais *flops* : *floating-point operation per second*). Selon Dongarra, notre ordinateur (Pentium 4 CPU 3.06 GHz) possède une vitesse de

1414 Méga flops, tandis que celui d'El Fallahi et al. [79] (Pentium 4 CPU 2.4 GHz) possède 1122 Méga flops. Par voie de conséquence,  $\rho = 1122/1414 = 0.973$ .

Globalement, les résultats obtenus par notre approche sont meilleurs que ceux d'El Fallahi. En termes de coût, le GAP moyen se révèle très faible (0.20%). Donc, nous n'observons pas une réelle dominance de notre approche par rapport celles d'El Fallahi. Néanmoins, pour le temps d'exécution, le GAP moyen est très significatif. Il est de l'ordre de 43.10% en faveur de notre méthode. Il en ressort de cette comparaison que notre recherche tabou démontre une meilleure performance que les méthodes d'El Fallahi. Ceci peut être dû à l'effet de (1) l'heuristique de chargement sur la qualité de la solution initiale et (2) la statistique de Kolmogorov-Smirnov sur le processus d'exploration de l'espace des solutions.

Instance	(El Fallahi et al. [79])		Notre travail				GAP(%)	
	MA Coût	TS CPU (s)	Coût	CPU (s)	Coût	CPU (s)	Coût	CPU (s)
vrpnc1	548.3	22.5	550.5	12.7	549.0	13.8	0.1	-38.7
vrpnc2	874.4	45.1	873.5	56.0	<b>861.2</b>	36.5	-1.4	-34.8
vrpnc3	843.3	91.9	832.8	158.9	<b>823.6</b>	91.8	-1.1	-42.3
vrpnc4	1078.1	158.8	1075.9	346.9	<b>1068.4</b>	107.5	-0.7	-69.0
vrpnc5	1368.8	487.0	1362.7	390.7	<b>1358.2</b>	210.4	-0.3	-46.2
vrpnc6	558.6	27.1	558.6	29.8	560.2	17.2	0.3	-42.5
vrpnc7	959.8	18.1	952.5	33.5	<b>946.5</b>	19.7	-0.6	-41.3
vrpnc8	890.0	101.3	894.3	113.1	892.0	80.0	0.2	-21.0
vrpnc9	1224.8	154.2	1186.1	310.5	<b>1179.7</b>	34.1	-0.5	-89.0
vrpnc10	1475.8	412.5	1500.2	368.1	1481.1	295.4	0.4	-28.4
vrpnc11	1113.3	94.7	1155.1	79.4	1129.2	64.1	1.4	-32.3
vrpnc12	906.9	33.7	907.2	91.3	<b>904.3</b>	27.8	-0.3	-17.5
vrpnc13	1541.2	141.3	1542.9	164.2	1545.6	94.9	0.3	-32.8
vrpnc14	934.7	61.7	941.3	53.2	936.2	41.7	0.2	-32.4
E072-04f	262.4	12.4	262.7	13.5	<b>261.9</b>	8.2	-0.2	-33.9
E076-08s	756.6	42.7	748.3	52.4	748.9	35.1	0.1	-33.0
E076-07u	705.7	50.7	699.2	21.3	<b>695.8</b>	14.8	-0.5	-30.7
E135-07f	1256.8	71.5	1248.3	260.5	<b>1237.2</b>	109.2	-0.9	-58.1
E241-22k	792.6	588.3	771.2	919.2	<b>768.8</b>	377.1	-0.3	-59.0
E484-19k	1224.0	1545.9	1175.4	3878.5	1176.8	798.4	0.1	-79.4
<b>Moyenne</b>	<b>965.8</b>	<b>209.8</b>	<b>961.9</b>	<b>367.7</b>	<b>956.2</b>	<b>123.8</b>	<b>-0.2</b>	<b>-43.1</b>

TABLE 4. Résultats sur la classe d'instances  $S_3$ .

**4.5.5. Impact de la statistique de Kolmogorov-Smirnov (KSS).** — Afin de mesurer l'impact de la KSS sur le comportement de la recherche tabou, nous avons mené une étude comparative sur les résultats obtenus en utilisant deux versions de l'algorithme : (TS avec KSS) et

(TS sans KSS). Nous nous référons aux 11 instances décrites dans les tableaux 2 et 3, où la recherche tabou n'a pas pu obtenir les solutions optimales. Pour chaque instance, le tableau 5 reporte les solutions optimales (CPLEX), les GAPs (%) ainsi que les temps d'exécution des deux versions de l'algorithme. Sur la figure 2, nous montrons l'effet de la KSS sur le temps de calcul et la qualité de la solution. À première vue, nous y voyons une réduction à la fois du coût total et du temps de calcul, confirmant ainsi l'impact positif de la KSS sur la performance de la recherche tabou.

Instances	n	CPLEX		TS avec KSS		TS sans KSS	
		Coût	CPU(s)	GAP (%)	CPU(s)	GAP (%)	CPU(s)
vrpnc4	10	98.49	103.17	0.18	4.30	1.18	11.65
vrpnc5	10	99.89	656.28	0.25	6.31	0.75	9.15
vrpnc10	10	74.10	41.31	0.45	5.91	5.47	18.26
E135-07f	10	80.24	5.16	0.31	4.37	0.31	10.70
vrpnc1	15	185.98	119.08	0.11	2.98	3.11	9.54
vrpnc4	15	154.97	1134.87	1.14	10.27	4.17	16.64
vrpnc9	15	148.87	6180.00	0.34	3.39	5.35	14.61
vrpnc10	15	186.30	3304.80	0.03	30.54	2.03	66.27
vrpnc14	15	194.35	1137.40	0.98	5.71	7.04	34.66
E076-07u	15	190.23	509.73	1.42	2.48	2.44	10.09
E241-22k	15	56.13	8523.80	1.76	38.71	4.82	108.00
Moyenne	13	133.60	1974.15	0.63	10.45	3.33	28.14

TABLE 5. Impact de la KSS sur la performance de la recherche tabou.

**4.5.6. Impact de l'ajustement.** — Nous avons constaté précédemment que le paramètre d'ajustement  $\lambda_{ip}$  est un élément important affectant la performance de l'option d'ajustement dans le MCVRP-AD. Afin d'observer son rôle dans la qualité de la solution, nous effectuons une analyse de sensibilité sur une instance réelle tout en variant  $\lambda_{ip}$  entre 0 % et 10 %. En effet, nous répétons la résolution de ladite instance autant de fois que de valeurs de  $\lambda_{ip}$ .

Le tableau 6 résume les résultats de cette analyse et montre l'effet du paramètre  $\lambda_{ip}$  sur (a) le coût total, (b) la quantité livrée et (3) les camions utilisés. Les résultats montrent que la qualité de la solution est très sensible au paramètre d'ajustement. C'est en fait un résultat auquel on pouvait s'attendre, étant donné que l'option d'ajustement tente d'affecter les demandes, tout en tenant davantage compte des contraintes de capacité. À partir de ce tableau, nous relevons les trois points suivants. D'abord, tous les coûts totaux diminuent avec l'ajustement des quantités demandées et que cette diminution est inversement proportionnelle à l'augmentation du taux d'ajustement. Ensuite, la quantité totale livrée ainsi que le nombre de camions utilisés diminuent quand les valeurs de  $\lambda_{ip}$  augmentent significativement. Enfin, la qualité de la solution

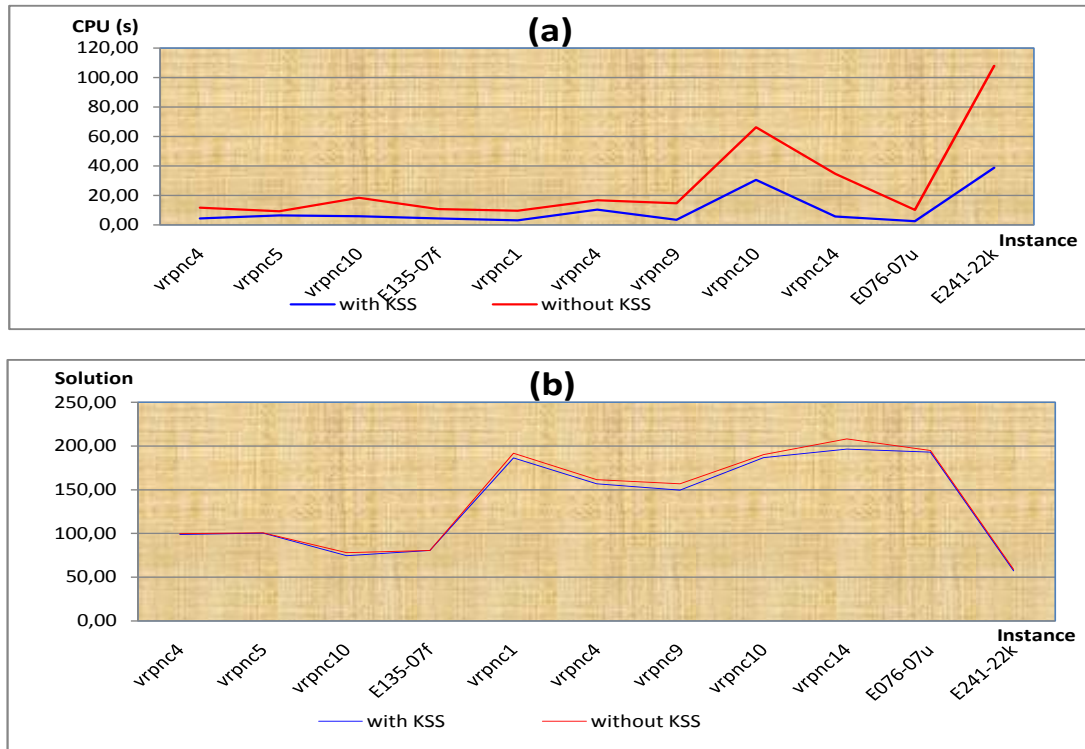


FIGURE 2. Impact de la KSS sur (a) le temps de calcul et (b) la qualité de la solution.

varie dans différents ratios, confirmant ainsi qu'elle est très sensible à la distance parcourue, aux quantités livrées et même au type de véhicule utilisé (voir figure 3).

$\lambda_{ip}$ (%)	Coût total ( $\times 10^2$ )	Quantité ( $m^3$ )			Véhicule		
		demandée	livrée	GAP (%)	entreprise	location	total
0	129305	975	975	0.00	9	3	12
1	129191	975	972.25	-0.28	9	3	12
2	128609	975	969.75	-0.54	9	2	11
3	128005	975	962.5	-1.28	9	2	11
4	127319	975	955	-2.05	8	2	10
5	126903	975	951.25	-2.44	8	2	10
6	126180	975	944.75	-3.10	8	2	10
7	125813	975	939.25	-3.67	8	2	10
8	124298	975	918	-5.85	8	1	9
9	123677	975	898.25	-7.87	8	1	9
10	121963	975	890.5	-8.67	8	0	8

TABLE 6. Impact de l'ajustement sur la qualité de la solution.

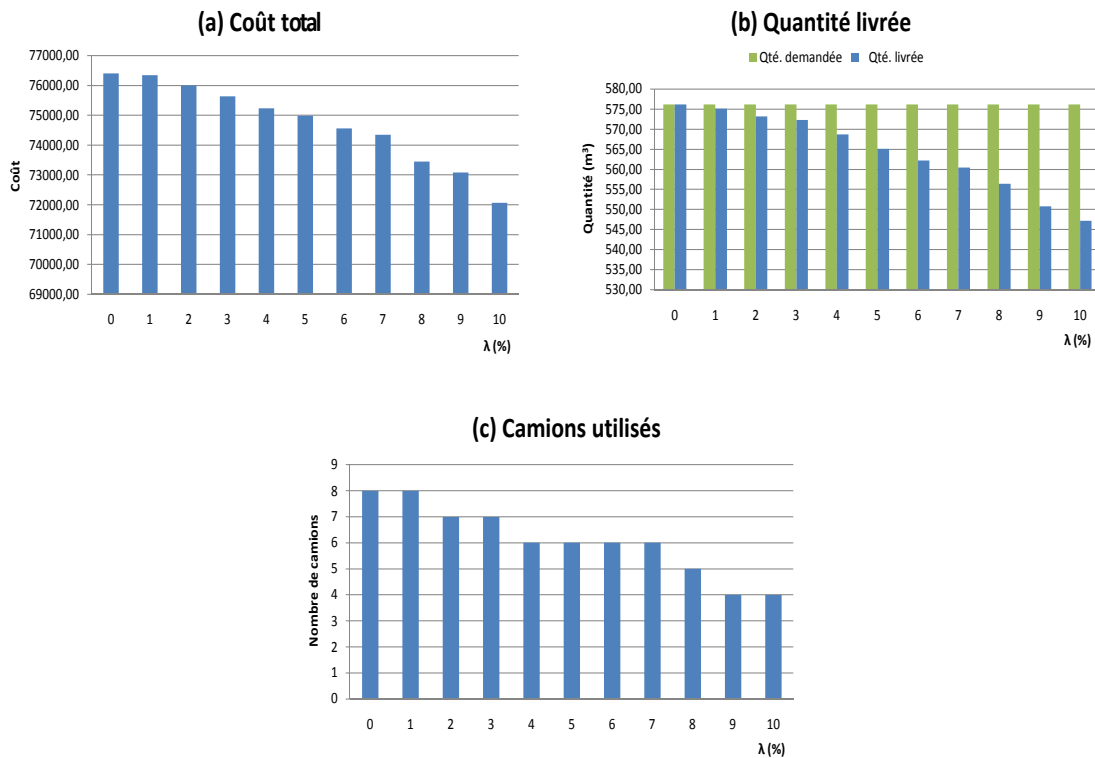


FIGURE 3. Impact de l'ajustement sur (a) le coût total (b) la quantité livrée et (3) le nombre de camions utilisés.

#### 4.6. Conclusion

Le présent chapitre est consacré à la résolution du problème de distribution des carburants dans les situations de crise que rencontre fréquemment notre partenaire industriel "NAFTAL". Lorsque les demandes des clients sont élevées et les niveaux de stock sont très faibles suite aux perturbations dans leurs ravitaillement, l'entreprise NAFTAL fait recours à une pratique lui offrant la possibilité d'ajuster les demandes des clients dans un cadre régi par l'accord conclu entre les parties.

Ce problème se différencie des autres problèmes de distribution des carburants par le fait que la plupart des entreprises pétrolières sous-traitent leurs activités logistiques à plusieurs transporteurs privés ou font recours à la location. Ces décisions sont généralement onéreuses pour les entreprises. C'est pourquoi nous avons proposé une nouvelle solution qui, à notre connaissance, n'a pas encore été introduite dans la littérature. La solution inclut des compartiments avec des chargements ajustables.

Après avoir modélisé le problème, nous avons proposé la méthode de recherche tabou en vue de résoudre des instances de tailles plus importantes. Nous avons également établi des

comparaisons entre les solutions obtenues par notre approche et les solutions adoptées par l'entreprise, d'une part et les solutions obtenues par CPLEX et El Fallahi et al. [79] d'autre part. Les résultats obtenus, que ce soit pour les instances réelles ou pour les BKS des instances de MCVRP d'El Fallahi et al. [79] sont encourageants.

Pour les instances réelles, nous observons une nette dominance de la recherche tabou sur les autres approches de résolution. Sur les autres instances de MCVRP, nous observons également des écarts en moyenne de l'ordre de 0.20 % sur le coût total et de 43.10% sur le temps d'exécution en faveur de notre approche.

## CHAPITRE 5

# VERS LE TRANSPORT ROUTIER ÉLECTRIQUE : LE PROJET GREEN TRUCK

### 5.1. Introduction

En dehors des travaux de recherche réalisés précédemment et qui tournent autour de la problématique de transport routier dans l'industrie pétrolière, nous avons également réalisé d'autres travaux et études dans le cadre du projet *Green Truck*, porté par le Grand Port Maritime du Havre (GPMH) et financé par la région Normandie. Le projet concerne la logistique du dernier kilomètre, plus particulièrement, le transport routier des conteneurs dans la zone industrialo-portuaire du Havre.

Ce chapitre porte, d'une part, sur notre contribution dans ce projet d'étude de faisabilité technico-économique d'une solution de remplacement des véhicules thermiques par des véhicules électriques, et d'autre part, sur les différentes problématiques annexes qui n'ont pas pu être effectuées à cause de la courte durée du projet (six mois), en plus de la problématique industrielle proprement dite, telles que, l'acheminement de conteneurs, les tournées de véhicules électrique sur un réseau plus étendu et plus complexe, la localisation de stations de recharge, l'évaluation des coûts en termes d'investissement et d'exploitation comparés à ceux de la solution thermique (gasoil).

Notre contribution dans le cadre du projet *Green Truck*, a fait l'objet d'une publication "*Transition énergétique dans la zone industrialo-portuaire du Havre : Faisabilité technico-économique*" à la conférence ROADEF'17 [22].

### 5.2. Motivation

Les changements climatiques sont potentiellement l'une des plus graves menaces environnementales auxquelles notre planète est aujourd'hui confrontée, c'est pourquoi sa protection devient un des défis majeurs. S'il est difficile de déterminer la cause principale de ce phénomène, des études spécifiques placent les transports largement en tête devant l'industrie, le

résidentiel-tertiaire et l'agriculture en termes de leurs contributions aux émissions de gaz à effet de serre (GES).

En France, comme partout dans le monde, les émissions de GES liées aux transports connaissent depuis des décennies une progression quasi ininterrompue et les projections pour les années à venir sont alarmantes. En termes de répartition statistique, le secteur de transport jusqu'en 2013 est responsable de près de 26.9% des émissions de GES comme le montre la figure 1.

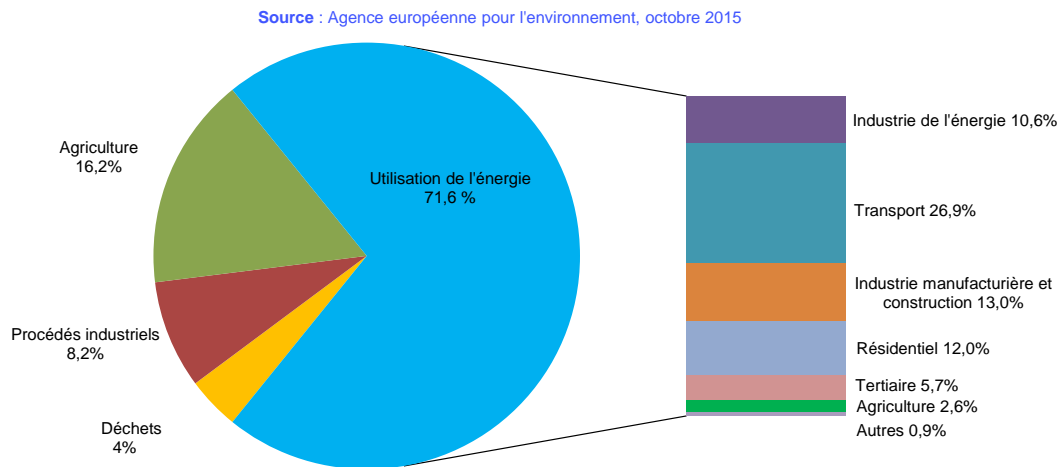


FIGURE 1. Répartition par source des émissions de GES en France en 2013.

Voulant lutter contre ces pollutions atmosphériques ainsi que contre ce réchauffement climatique causé par le GES, la France en tant que pays industriel s'est particulièrement mobilisée pour définir, optimiser et maîtriser sa consommation d'énergie fossile (essence, diesel, gaz) en adoptant des nouvelles technologies propres. Et c'est ainsi qu'est né le concept de *renaissance énergétique* chez le gouvernement français en admettant la nécessité d'adopter de nouvelles mesures dont, entre autres, l'exploitation des énergies renouvelables, le développement durable, les nouvelles technologies et les découvertes de nouvelles ressources. Cette politique de transition énergétique concerne, en premier lieu, le secteur de transport routier de marchandises qui doit intégrer des véhicules hybrides ou entièrement électriques.

Le projet *Green Truck* s'inscrit dans cette optique visant à adhérer l'activité des acteurs portuaires dans un développement durable avec moins de pollution atmosphérique et une empreinte carbone plus faible grâce à une transition énergétique réussie. L'activité plus particulièrement visée est celle du transport routier du dernier kilomètre sur la zone industrialo-portuaire du Havre. Pour ce projet réalisé en six mois, un partenariat a été constitué. Il est composé de :



- Le porteur du projet : le *GPMH* en tant qu'aménageur du domaine portuaire, assisté d'un cluster nommé *O.I.E.* (Observatoire de l'Innovation dans l'Énergie) regroupant des industriels engagés dans le développement de la route électrique.
- Des utilisateurs finaux, acteurs du transport : *Transports DUBOC* en tant que transporteur routier et la *GMP* en tant que gestionnaire de terminal maritime.
- Des laboratoires de l'université du Havre et de l'INSA de Rouen (Institut National des Sciences Appliquées) :
  - \* Le LMAH, Laboratoire de Mathématiques Appliquées du Havre, en charge de la modélisation des routes des véhicules et de l'optimisation des solutions techniques.
  - \* Le GREAH, Groupe de Recherche en Electrotechnique et Automatique du Havre, en charge du calcul des besoins énergétiques.
  - \* Le NIMEC, Normandie Innovation, Marché, Entreprise, Consommation, en charge des calculs et des analyses économiques.
  - \* Le LITIS, Laboratoire d'Informatique, de Traitement de l'Information et des Systèmes, en charge de l'élaboration d'une interface homme-machine permettant aux futurs conducteurs d'appréhender les spécificités de la traction électrique.

### 5.3. Contexte industriel

**5.3.1. Problématique et objectifs.** — Le port du Havre, le premier port en France en termes de trafic conteneurisé, contribue avec une bonne part aux émissions de GES. Dans l'objectif de limiter ces émissions, le Grand Port Maritime du Havre (GPMH) en association avec les partenaires cités auparavant ont lancé une étude sur la faisabilité d'une alternative électrique au transport terrestre des marchandises. La région Normandie, y voit une opportunité écologique si la viabilité économique est prouvée. L'étude, appelée Green Truck, porte sur la logistique du dernier kilomètre en milieu portuaire. Autrement dit, son terrain de jeu se limite à la zone portuaire du Havre présentée sur la figure 2. Le long de ce territoire, se sont implantés des activités en relation avec le transfert des marchandises entre les navires et les différents modes terrestres ; le routier, le fluvial et le ferroviaire mais aussi des activités industrielles attirées par l'accès aisé aux matières premières (centrale thermique au charbon, raffinerie, pétrochimie, etc).

Le transfert des marchandises conteneurisées s'est accompagné d'un développement de services logistiques tels que le dépotage et rempotage des conteneurs, le stockage et la réparation des conteneurs. Ces différentes activités génèrent des flux importants de véhicules routiers à l'intérieur de la zone portuaire. À cet effet, le projet Green Truck s'intéresse à trois types d'activités routières :



FIGURE 2. La zone industrialo-portuaire du Havre.

- *Pré- et post-acheminement portuaire* : c'est le transport de conteneur, vide ou plein, entre un terminal maritime et le dépôt d'un transporteur situé en zone portuaire sans dépotage ni empotage mais dont la destination finale est hors zone portuaire, dans un sens et l'autre.
- *Traction portuaire ou brouettage (jargon)* : C'est le transport de conteneur, vide ou plein, entre un terminal maritime et un entrepôt situé sur le domaine portuaire pour une opération de dépotage et/ou d'empotage.
- *Trafic de conteneurs vides* : c'est le transport de conteneurs vides appartenant aux compagnies maritimes qui doivent leur être restitués dans un dépôt de conteneurs vides de la zone portuaire, une fois qu'ils ont été déchargés en France par un transporteur routier ou dans un centre logistique de la zone portuaire par un manutentionnaire. En sens inverse, ces mêmes acteurs doivent aller y chercher des conteneurs vides qui auront été nettoyés et réparés par les gestionnaires de dépôts de vides.

En ce qui a trait au mode de travail, les chauffeurs des transporteurs routiers travaillent à la journée sur une amplitude de 10 à 11 heures et réalisent 5 à 6 missions par jour. Quant aux Dockers <sup>(1)</sup>, ils travaillent par shifts <sup>(2)</sup> de 7 heures et réalisent entre 2 et 3 missions par shift. Pour la plupart, ces missions sont des allers-retours d'une distance comprise entre une vingtaine et une quarantaine de kilomètres. De plus, ces missions sont effectuées suivant un système de rendez-vous mis en œuvre dans les terminaux maritimes. À chaque origine et destination, il existe des temps d'attente causés par les procédures administratives et par la manutention des conteneurs. Ces temps d'immobilisation des véhicules sont de l'ordre d'un quart d'heure sur les terminaux maritimes, de 5 à 10 minutes chez les transporteurs routiers et quasiment inexistantes chez les dépôts de vides (il y a aussi parfois des temps d'attente aussi chez les gestionnaires des dépôts de vides, mais ils sont dus à des encombrements et sont trop aléatoires).

1. Ouvriers travaillant sur les docks au chargement ou au déchargement des navires, et assurant la manutention dans les entrepôts.

2. Sessions de travail effectuées par plusieurs personnes ensemble, un groupe, une équipe.

L'objectif est donc de profiter de ces arrêts d'exploitation pour recharger, en temps masqué, la batterie des véhicules. En résumé, notre contribution à la fois stratégique et opérationnelle, porte sur deux points :

- Faire une analyse critique du réseau actuel de transport par véhicules thermiques pour une meilleure maîtrise des coûts de transport. Cette analyse porte aussi bien sur les moyens que sur les itinéraires empruntés par les véhicules thermiques qui transportent des conteneurs entre les différents acteurs portuaires (transporteurs routiers, terminaux maritimes, zones logistiques, etc.).
- Étudier la mise en œuvre des conditions d'une transition des véhicules thermiques vers des véhicules électriques. Cette transition se traduit par (1) le choix de la technique et le mode de recharge des batteries de véhicules électriques, (2) l'allocation optimale d'infrastructure des véhicules électriques, compte tenu de la technique adoptée et des contraintes techniques et pratiques de la traction portuaire, et enfin (3) l'optimisation de ces itinéraires en fonction de la nouvelle source d'énergie tout en maintenant la qualité de service, quel que soit le trafic présent sur la zone portuaire.

### **5.3.2. Caractéristiques du problème. —**

- Différentes zones desservies : terminaux maritimes, bases logistiques, dépôts de vides et entrepôts des transporteurs routiers (transports DUBOC).
- Nature du transport de marchandises : déterministe.
- Type de produit transporté : conteneur.
- Type de transport considéré : transport routier.
- Type de la flotte utilisée : hétérogène.
- Durée d'utilisation d'un véhicule : connue et fixée.
- Temps de chargement/déchargement, empotage/dépotage : connus (en moyenne).
- Horaire d'arrivée du transporteur routier au terminal : connu. Il s'agit d'une réservation d'une fenêtre de temps "rendez-vous" d'une heure durant laquelle le routier doit se présenter.

### **5.3.3. Hypothèses. —**

- Les conteneurs sont numérotés selon leur ordre de priorité, puisque les plans de transfert routier de conteneurs sont connus à l'avance.
- Il existe deux types de conteneurs : *import* et *export*.
- Deux conteneurs au maximum peuvent être chargés sur la même remorque du véhicule.
- Les véhicules opérationnels sont considérés comme suffisants pour remplir leurs missions.
- À part l'heure de midi, les véhicules sont opérationnels durant tout le temps de service.

- Lors de l'exploitation, nous tenons compte des temps d'immobilisation ou de quasi-immobilisation des véhicules. Il s'agit surtout des temps d'attente au niveau des terminaux maritimes et chez les transporteurs routiers.
- Les trajets à emprunter sont connus.

#### 5.3.4. Contraintes. —

- Chaque conteneur doit être transféré entre deux emplacements connus à l'avance (origine, destination).
- Chaque conteneur est affecté à un seul emplacement.
- Chaque transporteur a sa propre flotte.
- Le nombre de véhicules est limité.
- Chaque mission d'un véhicule doit commencer et se terminer au même endroit.
- Le temps d'exploitation des véhicules est limité.
- Éviter (pas interdire) le déplacement d'un véhicule "sans conteneur" entre une origine et une destination.
- Chaque conteneur doit être récupéré (resp. amené) d'un (resp. à un ) terminal donné pendant une fenêtre de temps prédéfinie.

#### 5.4. Positionnement scientifique du problème

Le projet Green truck était intéressant du point de vue scientifique. La problématique globale concerne l'affectation et le routage d'un ensemble de véhicules hétérogènes pour répondre aux demandes de transfert de conteneurs sur le territoire portuaire. Ce problème peut être modélisé comme un *problème de transport à la demande*, connu également sous l'appellation *Dial A Ride Problem (DARP)*. Dans la littérature, le DARP est une généralisation du problème VRPSPD (Vehicle Routing Problem with Simultaneous Pick-up and Delivery) où les charges sont des conteneurs transportés en groupe ou individuellement. Dans le DARP, le client (concerné par un conteneur) spécifie une demande pour une opération de transfert. Cette demande consiste en une origine pour le chargement et une destination pour le déchargement des conteneurs. En plus des contraintes des rendez-vous pour le transfert de conteneurs au niveau des terminaux maritimes, l'approche de résolution doit prendre en compte d'autres types de contraintes, à savoir la présence de plusieurs dépôts, l'hétérogénéité de la flotte de véhicules, etc. L'objectif porte alors sur la conception de tournées de véhicules qui respectent les contraintes techniques et pratiques du problème et qui optimisent un ou plusieurs critères.

Dans le reste de ce chapitre, nous n'allons pas étudier la version thermique du problème de tournées de véhicules telle qu'elle est décrite, car le projet Green Truck a porté sur la transition énergétique "de la thermique vers l'électrique". Néanmoins, comme mentionné en fin de ce chapitre, la résolution du cas thermique sera nécessaire pour pouvoir comparer les deux solutions "thermique et électrique".

## 5.5. Méthodologie de résolution

En dehors des modélisations et outils d'aide à la décision appliqués aux problèmes d'optimisation combinatoire, la gestion d'énergie est également nécessaire lorsqu'il s'agit d'un système électrique. Une telle gestion vise à orchestrer la distribution des puissances quel que soit le domaine d'application (métros, tramways, ascenseurs, téléphones et PC portables). En ce qui concerne les véhicules électriques, objet de ce projet, la coordination entre les sources d'énergie et les moteurs de traction se doit de respecter les contraintes techniques et pratiques du problème, assurer le fonctionnement du système, avoir une conduite confortable et en toute sécurité. Ces points nécessitent d'adopter une démarche séquentielle, composée des étapes suivantes :

**5.5.1. Phase d'exploitation et analyse des données.** — Cette phase est une étape importante de l'analyse du besoin. Elle détermine les données permettant de caractériser les exigences et contraintes puis de dimensionner les équipements électriques en termes de puissances, d'énergie à embarquer. Les principales données du problème sont :

- *Données sur la flotte* : Ce sont essentiellement le nombre et la capacité des camions, les équipements nécessaires, le code du camion, le temps maximum d'utilisation des camions, les vitesses de parcours, les coûts fixes et les coûts variables des camions, etc.
- *Données sur les clients* : Les informations les plus importantes sont le nombre de conteneurs à transporter, l'origine et la destination de chaque conteneur, le nom et la localisation des sites desservis, les distances site-site, les distances site-entrepôt DUBOC et l'estimation des temps d'attente et temps de chargement/déchargement au niveau de chaque site.
- *Données sur les trajets* : Certains paramètres concernant les trajets sont aussi nécessaires, tels que l'altitude, la longitude, la dénivelée et les contraintes relatives à l'utilisation de certains trajets (ponts, tunnels, etc.).
- *Données sur les sites* : Une estimation du temps d'attente et du temps de chargement/déchargement au niveau de chaque site est aussi importante.

Une partie de ces données est fournie par le GPMH et le reste est issu du logiciel Dynafleet sous forme de fichiers EXCEL. Ce logiciel équipe le tracteur routier Volvo et permet aux transporteurs de tracer les déplacements de leurs véhicules, d'analyser leurs consommations et de mieux gérer leur flotte. Dans le cadre de ce projet, le transporteur *DUBOC* a donné à l'*OIE* un accès complet aux informations sur un seul tracteur, qui est affecté exclusivement à des trajets entre les différents terminaux à conteneurs du port, entre les clients situés dans l'enceinte du port et le site *DUBOC*. Ces informations collectées ont fait l'objet d'analyse, d'interprétation et de correction afin qu'elles soient prêtes à être exploitées. La figure 3 montre à la fois la localisation géographique des différents sites (terminaux, dépôts de vide, plateformes logistiques) et la cartographie des trajets.

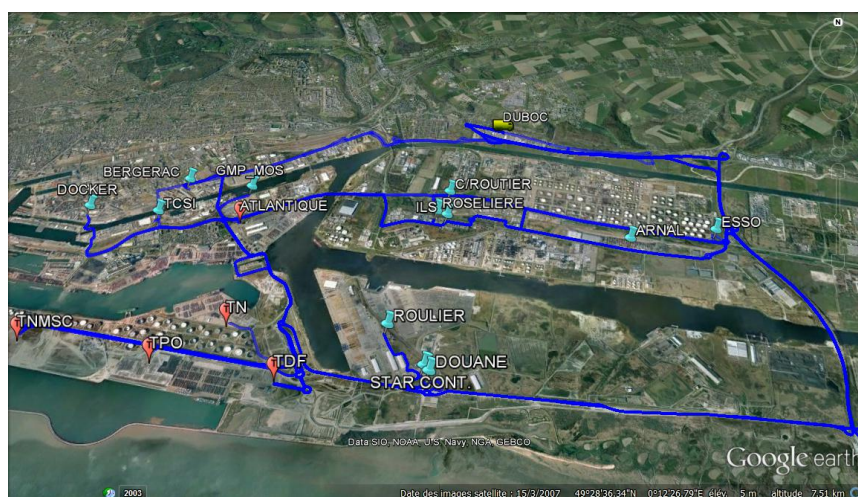


FIGURE 3. Cartographie et topographie du réseau d'étude.

**5.5.2. Phase de dimensionnement.** — Après avoir fini le traitement de données, il s'agit maintenant de les utiliser pour dimensionner les équipements du véhicule, à savoir la puissance du moteur électrique, la capacité minimale de la batterie, la puissance et le temps de recharge des bornes électriques.

Le dimensionnement associé au moteur électrique consiste à déterminer les caractéristiques du véhicule pour lui permettre d'assurer sa mission dans les cas particuliers les plus exigeants (pente maximale, charge maximale, trajet le plus long, etc.) de façon à être sûr que le tracteur pourra répondre à l'ensemble des besoins possibles. Ce travail est réalisé par d'autres partenaires du projet.

De notre côté, nous nous sommes intéressés au dimensionnement associé à la batterie et aux puissances de recharge des bornes électriques. Ce type de dimensionnement est destiné essentiellement à faire face aux pics de puissance et à récupérer l'énergie de freinage en régime transitoire. En effet, notre contribution s'articule autour de deux grands axes : l'optimisation et la simulation. L'approche optimisation intègre, d'une part, une heuristique basée sur les concepts de cartographie et de courbes de consommation énergétique instantanée, et d'autre part, la programmation dynamique en exploitant la localisation des stations de recharge. Quant à l'approche simulation via l'outil Anylogic<sup>(3)</sup>, elle permet de valider la pertinence des solutions d'optimisation. Plus précisément, la simulation permet d'observer la consommation instantanée des véhicules selon la pente et la vitesse et offre également la possibilité d'évaluer facilement l'impact d'une modification des paramètres d'entrée (pente, vitesse, etc.) sur le coefficient de consommation énergétique et donc sur les coûts économiques qui y sont liés.

Dans les sections suivantes du chapitre, nous expliquons en détail ces deux approches. Mais avant cela, nous commençons par la modélisation mathématique du problème.

#### 5.5.2.1. Modélisation mathématique. —

##### ✪ Notations

- $i, j$  : Indices des sites. Les localisations des stations (bornes) de recharge prennent les mêmes indices que les sites.
- $i = j = 0$  : Indice du dépôt DUBOC.

##### ✪ Paramètres

- $PUI_b$  : Puissance de la batterie. Ce paramètre, déterminé par nos partenaires, est le résultat du dimensionnement de la puissance de la batterie.
- $[P^{\min}, P^{\max}]$  : Intervalle de variation des puissances minimales et maximales de recharge (donné par les constructeurs industriels).
- $t_i^{\max}$  : Temps maximum alloué à la recharge au niveau de la  $i^{\text{ème}}$  station de recharge.
- $E_{ij}$  : Besoin énergétique sur le trajet  $(i, j)$ .
- $\rho$  : Coefficient moyen énergétique exprimé en  $kWh/(Tonne \times km)$ .
- $E_i^b$  : Niveau de charge de la batterie en arrivant à la  $i^{\text{ème}}$  station.
- $E_i^c$  : Énergie absorbée de la  $i^{\text{ème}}$  station.
- $P_v$  : Poids du véhicule.
- $d_{ij}$  : Distance du trajet  $(i, j)$ .
- $t_{ij}$  : Temps de parcours du trajet  $(i, j)$ .
- $H$  : Horizon de travail (temps d'exploitation du véhicule).

---

3. Outil de simulation développé par The AnyLogic Company. Il possède un langage de modélisation graphique et facilite aussi l'extension du modèle de simulation avec le code Java.

- $\tau_1, \tau_2$  : les pas de dimensionnement.

✪ **Variables de décision**

- $x_i = \begin{cases} 1 & \text{si la batterie est rechargée à la } i^{\text{ème}} \text{ station.} \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$
  - $CAP_b$  : Capacité de la batterie.
  - $P_i$  : Puissance de la  $i^{\text{ème}}$  station de recharge.  $P_i \in [P^{\min}, P^{\max}]$
  - $t_i$  : Temps de recharge de la batterie au niveau de la  $i^{\text{ème}}$  station.  $t_i \in [0, t_i^{\max}]$
- ☞ Dans le modèle énergétique 1 "*dimensionnement de la batterie*", les variables de décision sont  $CAP_b$  et  $t_i$ .  $P_i$  est un paramètre.
- ☞ Dans le modèle énergétique 2 "*dimensionnement de la puissance*", les variables de décision sont  $P_i$  et  $t_i$ .  $CAP_b$  est un paramètre (fourni par le modèle 1).

✪ **Contraintes et interprétations**

- **Contrainte de capacité** : La puissance  $PUI_b$  (l'énergie instantanée) que doit fournir la batterie lors du roulage doit être au moins égale à la moitié de sa capacité  $CAP_b$ . Cette contrainte est exprimée comme suit :

$$CAP_b \geq \frac{PUI_b}{2} \quad (5.5.1)$$

$PUI_b$  est une valeur minimale, retenue (avec nos partenaires) pour limiter la tare du véhicule et permettre ainsi au transporteur routier de disposer d'une charge utile la plus grande possible. Le dimensionnement de  $PUI_b$  est basé essentiellement sur la vitesse du véhicule et son poids afin de franchir des pentes très abruptes comme celle du pont du grand canal (figure 4).

- **Contrainte de recharge** : Quel que soit le poids (charge) du véhicule et quel que soit le trajet à emprunter, la batterie doit répondre au besoin énergétique. En effet, le niveau de charge de cette batterie doit être compris entre 20% et 80% de sa capacité :

$$0.2 \times CAP_b \leq E_i^b \leq 0.8 \times CAP_b \quad (5.5.2)$$

Au départ de la mission journalière, le niveau initial de charge  $E_0^b$  (au niveau du dépôt) doit être égal à 80% de la capacité de la batterie :

$$E_0^b = 0.8 \times CAP_b \quad (5.5.3)$$

- **Contrainte de consommation énergétique** : Pour un trajet  $(i, j)$  de la mission, le niveau de charge de la batterie  $E_i^b$  doit satisfaire le besoin énergétique  $E_{ij}$  demandé par ce trajet. En effet, la gestion d'énergie nécessite de comparer ce besoin avec  $E_i^b$ , puis préciser la quantité d'énergie complémentaire (si  $E_i^b$  est insuffisant) qu'il faut absorber de la station de recharge



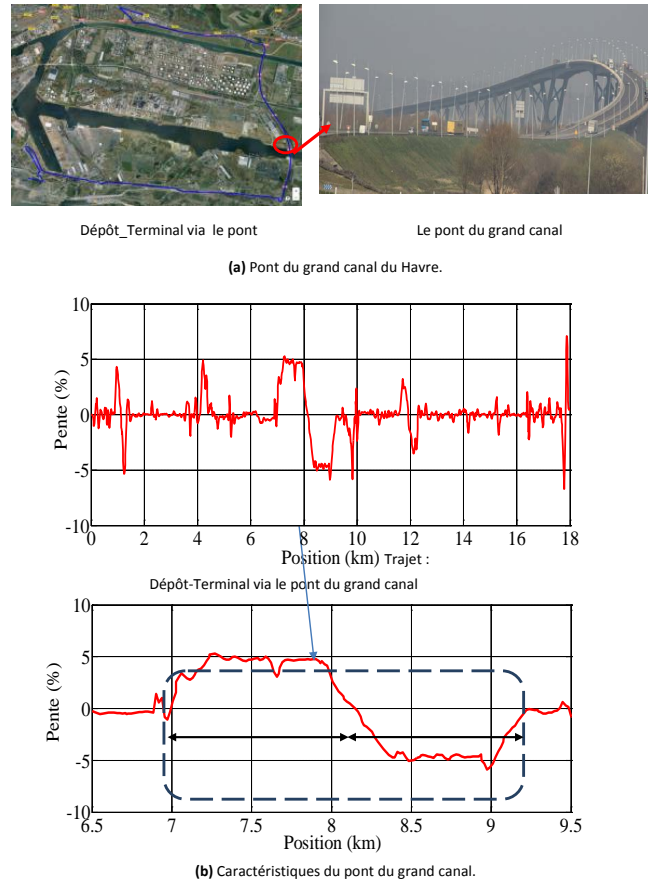


FIGURE 4. Caractéristiques du pont du Grand Canal.

afin de garantir le parcours de ce trajet. Cette contrainte est exprimée comme suit :

$$E_i^b + x_i \times E_i^c \geq E_{ij} \quad (5.5.4)$$

Le besoin énergétique  $E_{ij}$  sur le trajet  $(i, j)$  est calculé comme suit :

$$E_{ij} = \rho \times d_{ij} \times P_v \quad (5.5.5)$$

☞ La consommation électrique influence directement l'autonomie du véhicule. Elle dépend d'une manière importante du profil de la chaussée et de sa vitesse. Les valeurs du taux de consommation  $\rho$  avancées par les constructeurs varient entre 45 et 75 Wh/(Tonne × km). Néanmoins, et comme notre cas d'application tient à la fois compte des parcours plats et des dénivelées relativement importants (figure 4), le coefficient  $\rho$  est déterminé après un travail de modélisation qui intègre le système de récupération de l'énergie du véhicule électrique.

• **Contrainte de répartition de puissances** : Pour recharger la batterie du véhicule électrique, nous avons pris l'hypothèse de deux stations de recharge, une située chez Transports Duboc et une autre à TDF (terminal maritime), avec deux puissances différentes. La question qui se pose est : quelle est la puissance de chaque station pour répondre à un besoin énergétique donné ? Sachant que la puissance de celle qui va être installée chez Transports Duboc est limitée du fait d'un raccordement au réseau de distribution moins puissant, celle de la station TDF doit compenser cette limitation. Autrement dit, pour une puissance  $P_0$  donnée chez Duboc, cette contrainte détermine celle de TDF en fonction des temps maximum  $t_i^{\max}$  alloués à la recharge chez Duboc et TDF.

En partant du principe que le besoin énergétique d'un aller-retour entre Duboc et TDF est absorbé de ces deux stations (c'est à dire  $E_i^c + E_0^c \geq E_{0i} + E_{i0}, \forall(i, 0)$ ), cette contrainte se généralise sur la tournée comme suit :

$$\left\{ \begin{array}{l} E_i^c + E_0^c \geq E_{0i} + E_{i0}, \forall(i, 0) \\ \implies E_i^c + E_0^c \geq \max_{(i,0)}(E_{0i} + E_{i0}) \\ \text{Comme } E_i^c = P_i \times t_i \text{ et } P_i \in [P^{\min}, P^{\max}], \text{ on aura :} \\ P_i \geq \frac{\max(E_{0i} + E_{i0}) - E_0^c}{t_i} \\ \implies P^{\max} \geq P_i \geq \frac{\max(E_{0i} + E_{i0}) - E_0^c}{t_i} \end{array} \right. \quad (5.5.6)$$

• **Contrainte de temps de recharge** : Le temps nécessaire à la recharge de la batterie au niveau de la  $i^{\text{ème}}$  station tient compte à la fois de l'énergie initialement contenue dans la batterie et du temps maximum alloué à la recharge. La contrainte peut être exprimée comme suit :

$$\frac{0.8 \times CAP_b - E_i^b}{P_i} \leq t_i \leq t_i^{\max} \quad (5.5.7)$$

☞ Puisque le temps total nécessaire à la recharge dépend à la fois de l'horizon de travail  $H$  et du temps total de parcours dans cet Horizon, il faut que le temps total alloué à la recharge de la batterie soit limité. Autrement dit, il ne dépasse pas la différence entre  $H$  et le temps total de parcours :

$$\sum_i t_i \leq H - \sum_i \sum_j t_{ij} \quad (5.5.8)$$

### ✪ Objectifs

Dans notre cas d'étude, la connaissance entière du profil de mission du véhicule est une condition nécessaire pour le passage d'une étape de dimensionnement (prototypages de batterie et puissance de recharge), vers une étape d'exploitation. À cet effet, nous avons mis en œuvre deux modèles énergétiques. Le premier, dédié au *dimensionnement de la batterie*, vise

à minimiser la capacité de la batterie ainsi que le temps de recharge :

$$\text{Minimiser } (CAP_b + \sum_i t_i x_i) \quad (5.5.9)$$

Le deuxième modèle, dédié au *dimensionnement de la puissance*, utilise la capacité ( $CAP_b$ ) déterminée par le premier modèle comme entrée afin de déterminer toutes les combinaisons de répartition des puissances ainsi que les temps de recharge des différents scénarios. La fonction objectif peut se reformuler comme suit :

$$\text{Minimiser } (\sum_i P_i x_i + \sum_i t_i x_i) \quad (5.5.10)$$

### ✦ Modèles Mathématiques

- Modèle 1 : Dimensionnement de la batterie

$$\left\{ \begin{array}{l} \min (CAP_b + \sum_i t_i x_i) \\ \text{Sous contraintes :} \\ CAP_b \geq \frac{PUL_b}{2} \\ 0.2 \times CAP_b \leq E_i^b \leq 0.8 \times CAP_b \\ E_0^b = 0.8 \times CAP_b \\ E_i^b + x_i \times E_i^c \geq E_{ij} \\ E_i^c = P_i \times t_i \\ \frac{0.8 \times CAP_b - E_i^b}{P_i} \leq t_i \leq t_i^{\max} \end{array} \right. \quad (5.5.11)$$

- Modèle 2 : Dimensionnement de la puissance

$$\left\{ \begin{array}{l} \min (\sum_i P_i x_i + \sum_i t_i x_i) \\ \text{Sous contraintes :} \\ 0.2 \times CAP_b \leq E_i^b \leq 0.8 \times CAP_b \\ E_0^b = 0.8 \times CAP_b \\ E_i^b + x_i \times E_i^c \geq E_{ij} \\ E_i^c = P_i \times t_i \\ \frac{0.8 \times CAP_b - E_i^b}{P_i} \leq t_i \leq t_i^{\max} \\ P^{\max} \geq P_i \geq \frac{\max(E_{0i} + E_{i0}) - E_0^c}{t_i} \\ \sum_i t_i \leq H - \sum_i \sum_j t_{ij} \end{array} \right. \quad (5.5.12)$$

5.5.2.2. *Optimisation.* — Vu les contraintes méthodologiques imposées dans le cadre de notre partenariat, nous avons appliqué une démarche séquentielle dans la phase de dimensionnement de la batterie et les puissances de recharge.

Le dimensionnement de la batterie est réalisé en premier lieu sans tenir compte de limitations sur les puissances des stations. L'objectif est de satisfaire les contraintes liées à l'exploitation. De plus, pour ne pas dégrader la durée de vie la batterie, cette dernière est protégée par deux conditions :

- L'énergie instantanée que doit fournir la batterie lors du roulage doit être au moins égale à la moitié de sa capacité (contrainte 5.5.1).
- Le niveau de charge de la batterie  $E_{min}^b$  doit être égale au minimum à 60% du besoin énergétique  $E_{ij}$  du trajet  $(i, j)$ , c'est à dire,  $E_{min}^b \geq \frac{E_{ij}}{0.6}$ .

Les principales étapes de cet dimensionnement sont décrites dans l'algorithme 11. Celui-ci combine une approche heuristique avec la programmation dynamique comme suit. En partant d'une tournée  $T$  donnée, l'algorithme détermine l'intervalle  $[CAP_b^{min}, CAP_b^{max}]$  de dimensionnement de la batterie. Ensuite, la programmation dynamique est appliquée dans le but d'évaluer l'évolution du système énergétique entre les états "début" et "fin" de la tournée  $T$ . L'état du système est contrôlé pour chaque couple (capacité de la batterie, puissance de recharge) et pour chaque trajet  $(i, j)$  de la tournée  $T$  via la variable  $X(i, j)$  qui contient une liste de valeurs associées, respectivement, au niveau de charge de la batterie, au besoin du trajet en énergie, à la décision de recharge, à l'énergie absorbée, au temps de recharge et à la faisabilité. Cette dernière est assignée à une variable booléenne "bool" et utilisée pour vérifier la faisabilité de chacune des contraintes du modèle 1. Une fois identifiées toutes les solutions réalisables, l'algorithme procède à leur sélection pour évaluer leurs performances économiques au regard des critères fixés.

En dehors de son dimensionnement de la batterie, la démarche de l'algorithme 11 aboutit à une répartition équitable des puissances de recharge. L'analyse de certaines solutions a montré qu'il n'est pas possible d'installer de telles puissances chez Transports Duboc. Par la suite, ayant convenu qu'il fallait limiter la puissance chez Duboc, nous avons formulé cette contrainte de limitation de puissance dans le modèle énergétique 2. Celui-ci est résolu par une version modifiée de l'algorithme 11. La principale modification apportée concerne l'exécution de l'étape 2 où les valeurs  $CAP_b$  et  $P_0$  (puissance de recharge à Duboc) sont uniques et connues.

Ce dimensionnement est effectué sur une tournée particulière composée de 8 allers-retours entre Transports Duboc / TDF et en dernier, 1 aller-retour entre Transports Duboc / Roulier. TDF est un terminal maritime et Roulier est un dépôt de vide.

5.5.2.3. *Simulation.* — La simulation vise à valider les résultats de l'optimisation à l'aide du logiciel Anylogic. La validation par simulation se décline en cinq étapes principales :

**Algorithme 11** Approche de dimensionnement de la batterie.**Étape 1.**

- Construire une tournée  $T$  dimensionnante à partir des trajets existants.
- Pour la tournée  $T$  :
  - (a) Calculer  $E_{ij}$  de chaque trajet  $(i, j)$ .
  - (b) Déterminer  $E_{ij}^{max} = \max_{(i,j)} \{E_{ij}\}$ .
  - (c) Déterminer  $CAP_b^{min}$  permettant la traversée du trajet ayant  $E_{ij}^{max}$ .  $CAP_b^{min}$  tient compte de son niveau de charge  $E_{min}^b$  (supérieure à 20% et de sa capacité) :

$$E_{min}^b \geq \frac{E_{ij}^{max}}{0.6}$$

- (d) Déterminer  $CAP_b^{max}$  permettant la traversée de la tournée sans avoir besoin de recharges intermédiaires.  $CAP_b^{max}$  tient compte aussi de son niveau de charge (inférieure à 80% et de sa capacité) :

$$E_{max}^b \leq \frac{\sum_i \sum_j E_{ij}}{0.6}$$

- (e) Déterminer l'intervalle  $[E_{min}^b, E_{max}^b]$ .
- (f) Déduire l'intervalle de dimensionnement de la batterie  $[CAP_b^{min}, CAP_b^{max}] = [\frac{E_{min}^b}{0.8}, \frac{E_{max}^b}{0.8}]$  et aller à l'étape 2.

**Étape 2.** Appliquer la programmation dynamique :

- Initialiser :  $[CAP_b^{min}, CAP_b^{max}]$ ,  $[P^{min}, P^{max}]$ ,  $\tau_1, \tau_2, t_i^{max} \forall i$ ,  $X(0, i)$ , bool := faux.
- pour**  $CAP_b := CAP_b^{min}$  à  $CAP_b^{max}$  pas de  $\tau_1$  **faire**
- pour**  $P_i := P^{min}$  à  $P^{max}$  pas de  $\tau_2$  **faire**
- pour** chaque trajet  $(i, j) \in T$  **faire**
  - Vérifier l'état du système sur le Trajet  $(i, j)$  :  $X(i, j) = (E_i^b, E_{ij}, x_i, E_i^c, t_i, \text{bool})$
  - Mettre à jour l'équation dynamique de  $T$  :  $X(T) = X(0, i) + \sum_{(i,j) \in T, i \neq 0} X(i, j)$
  - Au niveau de  $i$  :
    - si**  $x_i = 0$  **alors**
      - $t_i = 0$  (car  $E_i^b - E_{ij} \geq 0.2 \times CAP_b$ ).
    - sinon**
      - $t_i = \min(t_i^{max}, \frac{0.2 \times CAP_b + E_{ij} - E_i^b}{P_i})$  (car  $E_i^b + E_i^c - E_{ij} \geq 0.2 \times CAP_b$ ).
    - fin si**
    - si** bool := vrai **alors**
      - "Combinaison  $(CAP_b, P_i)$  non réalisable".
    - fin si**
  - fin pour**
  - Renvoyer  $S = (CAP_b, P_i, \sum x_i, \sum E_i^c, \sum t_i)$
  - fin pour**
  - fin pour**
  - Renvoyer  $S^*$  avec  $CAP_b$  et  $P_i$  minimales.

### ❶ Numérisation des trajets

Cette étape consiste à importer le réseau routier, objet d'étude, dans l'outil Anylogic. En effet, les trajets présentés dans la figure 3 sont convertis en format *Shapefile* compatible avec Anylogic. Des ajustements ont été nécessaires afin de corriger les erreurs générées lors des différentes étapes de conversions, notamment en ce qui concerne les itinéraires et les données altimétriques. La figure 5 détaille le processus d'extraction et d'implémentation de ces trajets pour l'outil Anylogic :

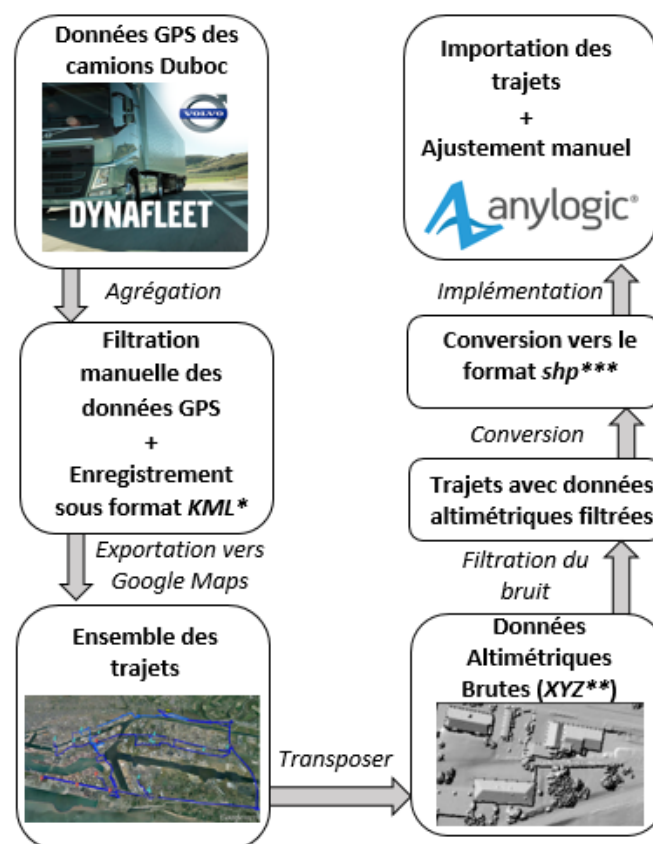


FIGURE 5. Processus d'implémentation des trajets sur Anylogic.

### ❷ Implémentation des stations de recharge

Le fonctionnement des stations de recharge sur Anylogic est détaillé dans l'algorithme 12 :

### ❸ Simulation du véhicule électrique

Cette étape consiste en la conception du modèle représentatif du comportement réel du véhicule. L'organigramme de la figure 6 décrit la méthodologie de fonctionnement du véhicule dans Anylogic. En plus de contraintes d'optimisation, le modèle du véhicule simulé tient compte (1)

**Algorithme 12** Logique de fonctionnement des stations dans Anylogic.**Étape 1. Paramétrage**

- PuissanceRecharge  $\leftarrow$  lirePuissanceRecharge ();
- TempsRecharge  $\leftarrow$  lireTempsRecharge ();
- Capacitébatterie  $\leftarrow$  lireCapacité ();
- Véhicule.SOC  $\leftarrow$  lireSOC (); // SOC : État de charge de la batterie.

**Étape 2. Recharge de la batterie**

si Véhicule.SOC < Capacitébatterie alors

**tant que** Véhicule.SOC < Capacitébatterie ou TempsRecharge=0 **faire**

- Véhicule.SOC.Rechargerbatterie(PuissanceRecharge);
- TempsRecharge - -;

**fin tant que**

**fin si**

**Étape 3. Ordre de départ du véhicule**

- Véhicule.départ ();

des accélérations et décélérations du véhicule et (2) de la consommation énergétique instantanée (chaque seconde) afin de se rapprocher de la réalité à laquelle le véhicule va être confronté.

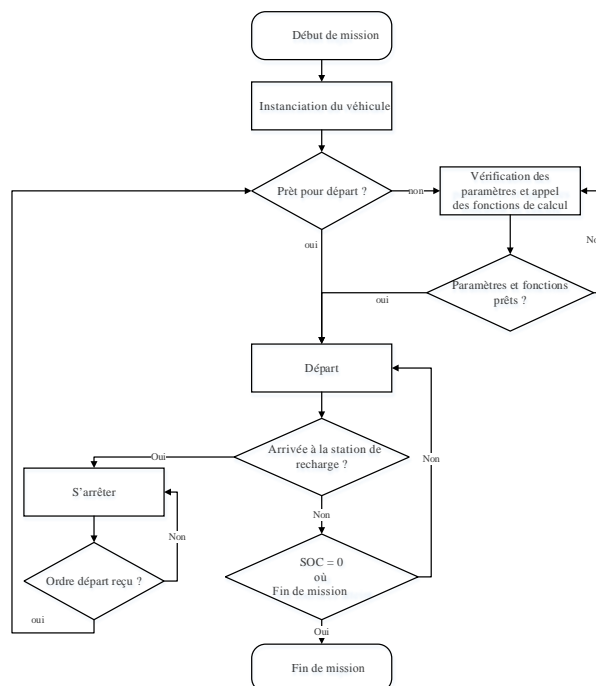


FIGURE 6. Organigramme de la logique de fonctionnement du véhicule dans Anylogic.

#### ④ Récupération des statistiques relatives au véhicule électrique

Durant la simulation, les principaux résultats fournis sont l'état de charge de la batterie, la consommation en énergie électrique, la vitesse instantanée, la distance parcourue et le numéro de la tournée en cours (figure 7).

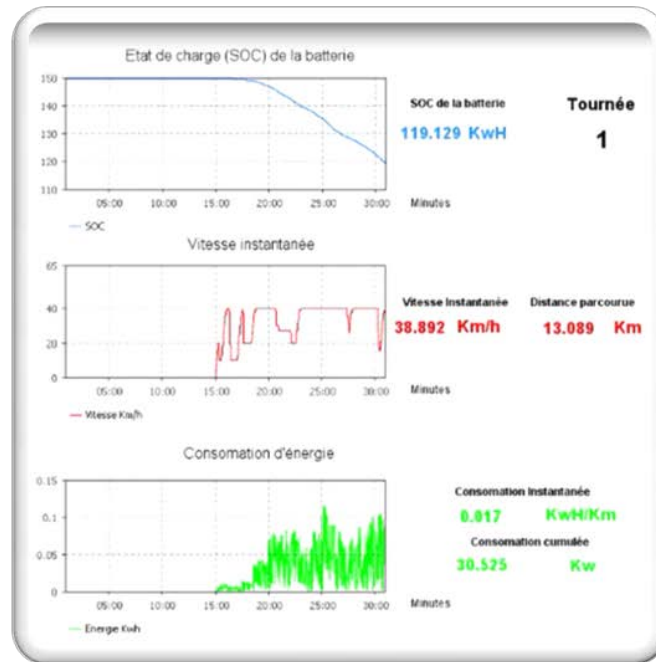


FIGURE 7. Résultats de la simulation.

#### ⑤ Construction de l'interface graphique

Cette étape vise à concevoir une interface graphique pour visualiser en temps réel le déroulement de la simulation 2D et 3D (figure 8).

### 5.6. Implémentation et résultats

**5.6.1. Résultats techniques.** — Notre contribution à ce projet est concrétisée par le développement d'un logiciel appelé DOTE (Dimensionnement Optimal du Tracteur Electrique). Celui-ci regroupe l'implémentation des deux modèles d'optimisation ainsi qu'une IHM (Interface Homme-Machine). DOTE, développé en Visual C ++, permet à partir d'une mission de dimensionnement donnée de :

- Déterminer la capacité minimale de la batterie.
- Déterminer les puissances minimales des stations de recharge.



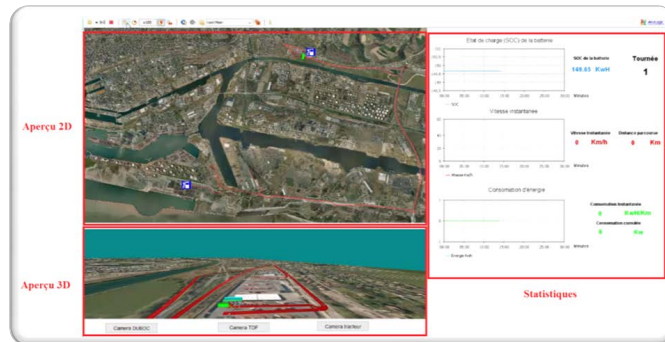


FIGURE 8. Aperçu de l'interface de la simulation.

- Calculer le coût technico-économique de dimensionnement.

Pour ce qui a trait au calcul expérimental, nous nous limitons (pour des raisons de confidentialité) aux résultats d'une des missions journalières les plus contraignantes. Il s'agit de celle qui assure 8 allers-retours entre les transports DUBOC / TDF et en dernier, 1 aller-retour entre les Transports Duboc / Roulier, sachant qu'une journée standard ne comprend que 5 à 6 allers-retours. TDF est un terminal maritime et Roulier est un dépôt de vide.

Les caractéristiques de cette mission (8+1) sont données dans le tableau 1 :

	Nombre de fois	Distance parcourue (km)
Duboc-TDF (aller-retour)	8	302.4
Duboc -Roulier (aller-retour)	1	31.2

TABLE 1. Caractéristiques de la mission (8+1).

Les paramètres de dimensionnement sont décrits dans la partie haute de la figure 9 (tonnage du véhicule, puissance et temps de recharge chez DUBOC, Coefficient énergétique, etc.) :

Sur la figure 9, la valeur de 187 kWh est le résultat de dimensionnement qui concernait la capacité de la batterie. C'est une valeur minimale, retenue en concertation avec nos partenaires chargés du dimensionnement de la puissance de la batterie et ce, pour limiter la tare du véhicule et permettre ainsi au transporteur routier de disposer d'une charge utile la plus grande possible. Les paramètres dimensionnant de la puissance de la batterie sont la vitesse du véhicule et son poids lors du franchissement du pont du grand canal (figure 4). Pour le poids du véhicule le plus contraignant (44 tonnes), la batterie fournit une puissance de 367 kW pour une vitesse de 40 km/h (voir figure 10). Autrement dit, pour une puissance de la batterie de 367 kW, la vitesse maximale lors de la traversée du pont du grand canal est de l'ordre de 40 km/h.

En résumé, les principaux résultats à retenir sont donnés par le tableau 2 :

Dialog									
Conductio	Puissance à Duboc (kW):	200	Capacité de la Batterie (kWh):	187	Tonnage du Tracteur (t):	32	Vitesse : (Km/h):	40	Enregistrer
	Temps max. à Duboc (min):	15	Coef. Énergétique (Wh/t x Km):	70	Horizon travail: (h):	13	Nombre total de cycles:	10000	Couts
	Executer								
	P = 100 kW	P = 150 kW	P = 200 kW	P = 250 kW	P = 300 kW	P = 350 kW	P = 400 kW		
DUBOC	>>149.00 (80%)	>>149.00 (80%)	>>149.00 (80%)	>>149.00 (80%)	>>149.00 (80%)	>>149.00 (80%)	>>149.00 (80%)		
TDF	109.00 >> 134.00	109.00	109.00	109.00	109.00	109.00	109.00		
DUBOC	92.00 >> 142.00	67.00 >> 117.00	67.00 >> 117.00	67.00 >> 117.00	67.00 >> 117.00	67.00 >> 117.00	67.00 >> 117.00		
TDF	102.00 >> 127.00	77.00 >> 114.50	77.00 >> 127.00	77.00 >> 139.50	77.00 >> 149.00	77.00 >> 149.00	77.00 >> 149.00		
DUBOC	85.00 >> 135.00	72.50 >> 122.50	85.00	97.50	107.00	107.00	107.00		
TDF	95.00 >> 120.00	82.50	45.00 >> 95.00	57.50 >> 120.00	67.00 >> 142.00	67.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00		
DUBOC	78.00 >> 128.00	40.50 >> 90.50	53.00 >> 103.00	78.00	100.00	107.00	107.00		
TDF	88.00 >> 113.00	50.50 >> 88.00	63.00 >> 113.00	38.00 >> 100.50	60.00 >> 135.00	67.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00		
DUBOC	71.00 >> 121.00	46.00 >> 96.00	71.00 >> 121.00	58.50 >> 108.50	93.00	107.00	107.00		
TDF	81.00 >> 106.00	56.00 >> 93.50	81.00	68.50 >> 131.00	53.00 >> 128.00	67.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00		
DUBOC	64.00 >> 114.00	51.50 >> 101.50	39.00 >> 89.00	89.00	86.00	107.00	107.00		
TDF	74.00 >> 99.00	61.50 >> 99.00	49.00 >> 99.00	49.00 >> 111.50	46.00 >> 121.00	67.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00		
DUBOC	57.00 >> 107.00	57.00 >> 107.00	57.00 >> 107.00	69.50 >> 119.50	79.00	107.00	107.00		
TDF	67.00 >> 92.00	67.00 >> 104.50	67.00 >> 117.00	79.50	39.00 >> 114.00	67.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00		
DUBOC	50.00 >> 100.00	62.50 >> 112.50	75.00 >> 125.00	37.50 >> 87.50	72.00 >> 122.00	107.00	107.00		
TDF	60.00 >> 85.00	72.50 >> 110.00	85.00 >> 135.00	47.50 >> 110.00	82.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00	67.00 >> 149.00		
DUBOC	43.00 >> 93.00	68.00 >> 118.00	93.00 >> 143.00	68.00 >> 118.00	107.00 >> 149.00	107.00 >> 149.00	107.00 >> 149.00		
ROULIER	-	84.00	109.00	84.00	115.00	115.00	115.00		
DUBOC	-	48.00 (26 %)	73.00 (39 %)	48.00 (26 %)	79.00 (42 %)	79.00 (42 %)	79.00 (42 %)		
Bomes	2	2	2	2	2	2	2		
Recharges	15	14	12	11	10	10	10		
Cycle/jour	3.90	3.90	3.90	3.90	3.90	3.90	3.90		
T.Recharges Dub...	2.00	1.75	1.25	0.71	0.46	0.46	0.46		
T.Recharges TD...	1.50	1.50	1.50	1.71	1.61	1.41	1.41		
T.Recharges (h)	3.50	3.25	2.75	2.42	2.07	1.87	1.87		
Temps Parcours (h)	8.18	8.18	8.18	8.18	8.18	8.18	8.18		
Resultat	Non Validel	Valide	Valide	Valide	Valide	Valide	Valide		

FIGURE 9. Résultats de dimensionnement sur la mission (8+1).

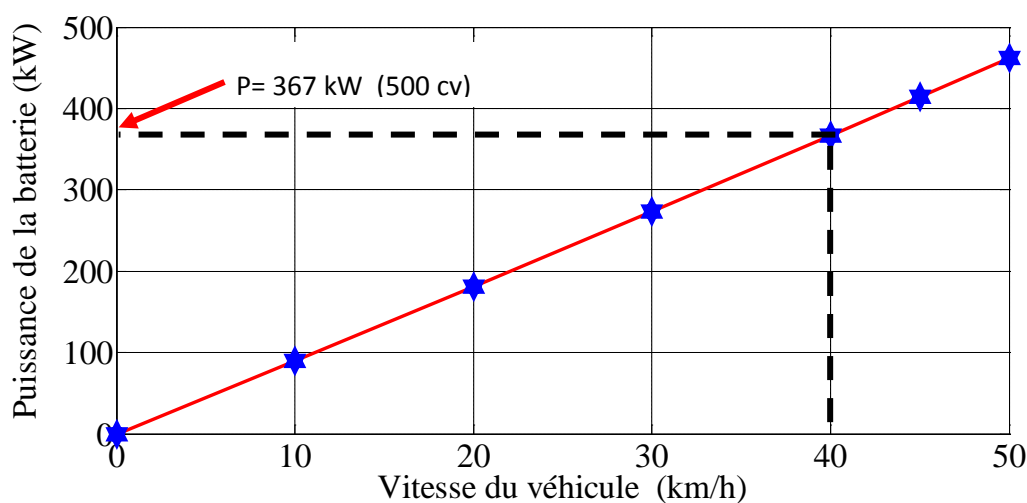


FIGURE 10. Puissance de la batterie en fonction de la vitesse du véhicule. (Poids = 44 tonnes).

**5.6.2. Résultats économiques.** — À la suite des résultats obtenus par l'optimisation, nous avons intégré le calcul économique dans notre logiciel DOTE afin de comparer le coût de la solution électrique par rapport au coût du Diesel. Celui-ci a été calculé par l'équipe du laboratoire NIMEC, partenaire du projet.

	DUBOC	TDF
Tonnage du véhicule (Tonne)	32	
Nombre de stations de recharge	1	1
Puissance de stations de recharge (kW)	200	150
Capacité de la batterie (kWh)	187	
Temps maximum alloué à la recharge de la batterie (mn)	15	15
Nombre de recharges	9	6
Nombre de cycles de batterie utilisés par jour	3.9	

TABLE 2. Récapitulatif des résultats de dimensionnement sur la mission (8+1).

La figure 11 fournit le détail des coûts technico-économiques du projet. Tout d'abord, nous devons compléter la saisie des paramètres dédiés au modèle économique, ensuite, nous calculons les coûts partiels (batterie, véhicule, station et énergie) ainsi que le coût total comme décrit dans la fonction objectif (5.5.10). Nos calculs sont basés sur 7 hypothèses (figure 12) qui tiennent compte des variations des prix de la batterie, de l'électricité et du gasoil. Par exemple, de l'hypothèse n°1 à l'hypothèse n°2, le prix de la batterie diminue de  $\alpha$  €/kWh, le prix de l'électricité augmente de  $\beta$  % et le prix du gasoil augmente de  $\gamma$  %.

The screenshot shows the 'Coûts' software interface with the following data:

- Paramètres économiques:** Induction (selected), Conduction (unselected), Horizon de travail (h): 13, Nb. De jours Travaillés: 253, Taux d'imposition (%): 33.33.
- Résultats optimisation:** Temps de recharge DUBOC (mn): 40, Temps de recharge à TDF (mn): 117, Puissance de recharge DUBOC (kW): 200, Puissance de recharge à TDF (kW): 150, Nombre de stations à DUBOC: 1, Nombre de stations à TDF: 2.
- Energie:** Coût Unitaire d'acquisition (€/kWh): 0.08, coefficient énergétique (kWh/km): 70, Distance (Km): 327.3, Énergie consommée (kWh): 0, Total coût énergie (€): 0.
- Tracteur:** Tonnage (t): 28, Pourcentage de revente (%): 0, Vitesse (km/h): 40, Nombre de tracteurs à DUBOC: 5, Équipement électrique embarqué (€): 140000, Nombre de tracteurs à TDF: 10, Châssis (€): 70000, Coût d'acquisition (€): 0, Coût de système électronique (€): 30000, Coût de maintenance (€): 0, Coût de maintenance (€/an): 4000, Coût d'amortissement (€/j): 0, Coût de financement (€): 0, Coût réel d'acquisition (€): 0, Durée d'amortissement (an): 15, Coût de revente (€): 0, Durée de vie (an): 15, Total coût tracteur (€): 0.
- Batterie:** Coût Unitaire d'acquisition (€/kWh): 550, Capacité de la Batterie (kWh): 187, Nombre total de cycles: 8000, Coût recyclage/revente: 0, Total coût batterie (€): 0.
- Station:** Équipement de finalisation au sol (€): 115000, Installation génie civil (€): 25000, Infrastructure alimentation DUBOC (€): 250000, Infrastructure alimentation TDF (€): 300000, Durée de vie de la station (an): 25, Coût de maintenance (€/an): 1500, Coût de financement (€): 0, Coût d'un plot supplémentaire (€): 20000, Nombre de plots: 1, Coût d'acquisition de la station (€): 0, Coût d'infrastructure électrique (€): 0, Coût réel d'acquisition de la station (€): 0, Coût de maintenance (€/j): 0, Coût d'amortissement (€/j): 0, Total coûts station (€): 0.
- Summary:** Coût TOTAL (€): 0.

FIGURE 11. Détail du coût total de dimensionnement sur la mission (8+1).

En fonction de ces hypothèses et selon la technologie adoptée (induction/conduction), les figures 13 et 14 montrent l'évolution des coûts unitaires moyens par kilomètre, tant pour la

**Hypothèses de calcul :**

- Temps alloués à la recharge : [ 15mn-Duboc , 15mn-TDF ]
- Coefficient énergétique : 70 et 65 Wh/(tonne.km)
- Technologies de recharge : induction et conduction

ELEMENTS DE SCENARIO				
COUT BATTERIE		Base	$\alpha_1$	€/kWh
		Incrément	$-\alpha$	€/kWh
COUT ENERGIE	Electrique	Base	$\beta_1$	€/kWh
		Incrément	$+\beta$	%
	Gazole	Base	$\gamma_1$	€/Litre
		Incrément	$+\gamma$	%

EVOLUTION DES COUTS							
Hypothèses	Hypo. 1	Hypo. 2	Hypo. 3	Hypo. 4	Hypo. 5	Hypo. 6	Hypo. 7
Batterie €/kWh	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\alpha_3$	$\alpha_4$	$\alpha_5$	$\alpha_6$	$\alpha_7$
Energie élec €/kWh	$\beta_1$	$\beta_2$	$\beta_3$	$\beta_4$	$\beta_5$	$\beta_6$	$\beta_7$
Gazole €/Litre	$\gamma_1$	$\gamma_2$	$\gamma_3$	$\gamma_4$	$\gamma_5$	$\gamma_6$	$\gamma_7$

FIGURE 12. Hypothèses de comparaison des deux solutions : électrique et Diesel.

solution électrique que pour celle du Diesel. Comme montré sur ces deux figures 13, la solution électrique reste chère par rapport au Diesel mais l'évolution de son coût, en fonction des hypothèses et pour les différents tonnages, est décroissante. Autrement dit, le coût des deux solutions électriques diminue en fonction des hypothèses, mais les deux solutions restent toujours plus chères par rapport au Diesel.

Par ailleurs, la solution électrique basée sur la technologie par conduction est légèrement plus avantageuse (moins chère) par rapport à l'induction et surtout elle permet des recharges plus puissantes, donc plus rapides et donc de répondre plus aisément aux contraintes des exploitants.

- Technologie par induction
- Résultats de comparaison :

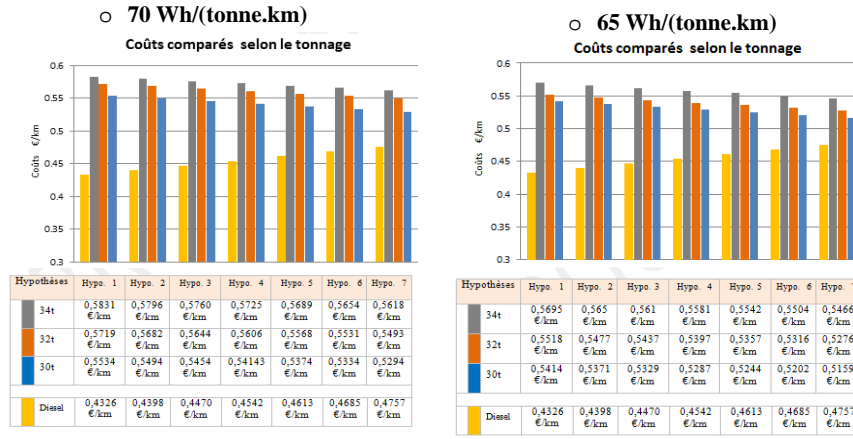


FIGURE 13. Résultats de comparaison : cas de technologie par induction.

- Technologie par conduction
- Résultats de comparaison :

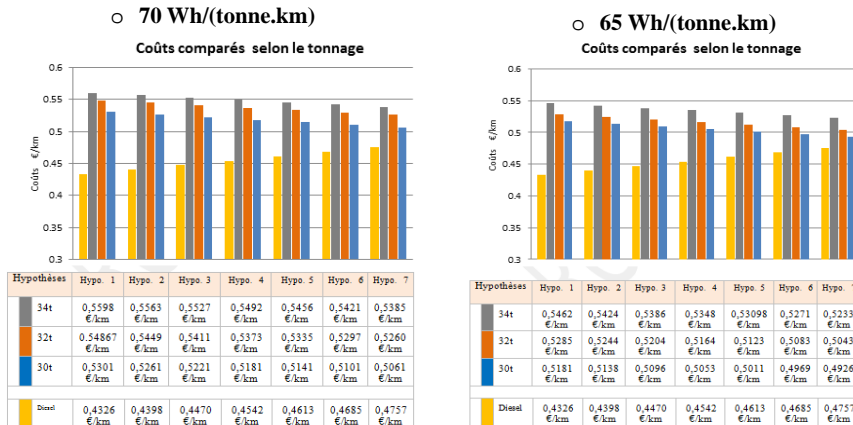


FIGURE 14. Résultats de comparaison : cas de technologie par conduction.

### 5.7. Travaux connexes

Ci-après, nous donnons un aperçu général de littérature portant sur les problèmes ayant des caractéristiques similaires (fenêtres de temps, collecte et livraison, flotte hétérogène, localisation des stations de recharge, mode de recharge de la batterie, consommation énergétique, etc.).

#### ✪ Travaux autour des problèmes de tournées de véhicules électriques

À la différence des variantes classiques du VRP où les véhicules thermiques sont caractérisés

par leur grande autonomie pouvant être rapidement et facilement restaurée (puisque les stations d'essence sont disponibles partout et que le temps nécessaire pour faire le plein est négligeable), les problèmes de tournées de véhicules électriques (E-VRPs) sont contraints par (1) la faible autonomie des batteries des véhicules électriques (VEs), (2) les longs temps de recharge, et (3) le nombre limité de stations de recharge. Tout cela rend l'application des méthodes de résolution des VRPs difficiles, voire impossibles, dans le contexte des E-VRPs. En effet, pour résoudre les E-VRPs, ces méthodes doivent considérer (a) les contraintes classiques des VRPs, (b) les contraintes de recharge de la batterie, (c) les contraintes de passage par les stations de recharge, et (d) la coordination des accès des différents véhicules aux stations de recharge.

Dans l'espoir de répondre à ces challenges, les scientifiques ne cessent, depuis peu de temps, de développer des techniques spécifiques pour les E-VRPs. Effectivement, de nombreux travaux de recherche sont effectués et s'effectuent encore pour relâcher les contraintes (b)-(c)-(d) via les avancées technologiques relatives à la capacité et la vitesse de recharge des batteries, la consommation électrique des véhicules, ainsi que les puissances des infrastructures de recharge. Malgré quelques avancées, l'optimisation des E-VRPs reste un des champs dans lequel le besoin est critique.

Dans la littérature des tournées de véhicules, le E-VRP peut être vu comme une variante du GVRP (Green VRP) proposé par Erdogan et Miller-Hooks [80]. Dans leur article, les auteurs ont proposé une alternative réaliste et écologique aux véhicules thermiques, du point de vue des émissions de polluants atmosphériques. Ici, la flotte est composée de véhicules alternatifs (y compris les EVs) ayant des faibles autonomies, nécessitant ainsi des recharges intermédiaires pendant le routage. L'objectif du GVRP est de minimiser la distance totale parcourue par ces véhicules alternatifs. Pour la résolution, les auteurs ont fait appel à des adaptations d'heuristiques de Clarke & Wright [49], et de Fisher & Jaikumar [88] qui est basée sur l'algorithme de partitionnement de données d'Ester et al. [81].

Certes que le travail d'Erdogan et Miller-Hooks [80] est considéré comme le point tournant dans la littérature des E-VRPs. Néanmoins, le travail pionnier dans ce domaine est celui entrepris par Conrad et Figliozzi [51] pour résoudre le problème qu'ils appelaient *the Recharging Vehicle Routing Problem (RVRP)*. Celui-ci généralise le DCVRP (Distance-constrained VRP) en supposant que les clients sont desservis par les EVs qui, eux-mêmes, rechargent leurs batteries chez certains clients.

Depuis lors, beaucoup d'efforts ont été consacrés non seulement à la proposition des méthodes plus sophistiquées pour le GVRP (Schneider et al. [198, 199], Montoya et al. [157], Andelmin et Bartolini [2], Koč et Karaoglan [126]), mais aussi à l'étude des extensions et

variantes, principalement issues des applications de planification des tournées de véhicules électriques.

Gonçalves et al. [109] se sont intéressés au problème de collecte et livraison (VRPPD) en utilisant une flotte de véhicules mixtes (électriques et thermiques). Dans ce problème, les auteurs ont minimisé les coûts fixes et variables liés aux véhicules sous les contraintes de fenêtres de visite et de capacité, ainsi que celles de temps de recharge des batteries. Par ailleurs, la localisation des stations de recharge n'a pas été considérée dans leur modèle.

Wang et Cheu [231] ont proposé, dans le cadre d'une enquête sur les opérations d'une flotte de taxis électriques, un modèle qui minimise la distance totale parcourue tout en s'assurant que les contraintes de recharge sont satisfaites et que la durée de la tournée est limitée. La consommation énergétique est une fonction de la distance, tandis que le temps de recharge est considéré constant. Les auteurs ont également suggéré trois stratégies de recharge, chacune fournit une performance de conduite donnée. Barco et al. [10] se sont penchés sur l'EVRP dans le contexte du transport public. Leur travail s'intéresse particulièrement au transport des passagers entre l'aéroport et l'hôtel en utilisant les véhicules électriques. Un tel problème est modélisé comme une variante du problème de transport à la demande (DARP). Pour la résolution, les auteurs ont proposé une approche qui, d'une part, coordonne la planification des tournées et la gestion des bagages tout en minimisant les coûts opérationnels associés et, d'autre part, prend en compte les contraintes de dégradation de la batterie et de coût de sa recharge.

Dans Baouche et al. [9], où les auteurs présentent une étude alternative visant à promouvoir l'utilisation de véhicules électriques en pratique, des approches efficaces ont été développées pour minimiser la consommation énergétique basée sur la variation des flux d'information tels que la vitesse et le poids du véhicule. Aussi, il existe de nombreuses recherches dans la littérature qui s'intéressent à la consommation énergétique et nous référons le lecteur, pour plus de détail, aux travaux de Suzuki [205], Xiao et al. [235], Li [139], Baum et al. [11] et Davis et Figliozzi [62].

Schneider et al. [198] sont les premiers à étudier le problème de tournées de véhicules électriques avec fenêtres de temps et stations de recharge (E-VRPTW). L'objectif est de minimiser la distance totale parcourue par une flotte de véhicules électriques homogène, c'est-à-dire les véhicules ont des capacités identiques et sont dotés de même type de batteries. Le modèle est caractérisé, d'une part, par le fait que le temps de recharge de la batterie dépend de son état de charge à l'arrivée chez la station, d'autre part, par le fait que la consommation énergétique est une fonction de la distance car la vitesse de parcours est supposée constante. Desaulniers et al. [67] se sont préoccupés du même problème en considérant les deux stratégies de recharge (complète et partielle). Plus tard, Keskin et Çatay [124] ont abordé l'EVRPTW avec

recharge partielle (EVRPTW-PR) qui se révèle assez proche de celui de Schneider et al. [198]. La principale différence réside dans le fait que (1) la recharge de la batterie peut avoir lieu quel que soit son état de charge, (2) la batterie est considérée pleine après chaque opération de recharge, (3) les contraintes de recharge complète sont relâchées, permettant ainsi la recharge partielle. Celle-ci est très sollicitée dans le monde réel en raison de la durée relativement courte de recharge.

Felipe et al. [83] ont introduit le GVRP avec technologies multiples et recharges partielles (GVRP-MTPR). Dans ce problème, les stations de recharge sont dotées de différentes technologies, impliquant ainsi différents temps de recharge. Aussi, les EVs n'ont pas l'obligation de charger complètement leurs batteries aux passages dans des stations de recharge.

Goeke et Schneider [106] ont considéré le E-VRPTWME, une variante du problème E-VRP avec fenêtres de temps et flotte "mixte" composée de véhicules thermiques et électriques. Leur objectif est de minimiser la consommation énergétique en tenant compte de la vitesse, la pente et la charge. Sassi et al. [196] ont généralisé ce problème en introduisant de nouvelles caractéristiques issues d'une application industrielle réelle. Par exemple, (1) les stations de recharge sont dotées de différentes technologies offrant chacune des performances variées, et imposent également des fenêtres de temps durant lesquelles la recharge de la batterie est permise, (2) la puissance de recharge est limitée seulement sur les spots de recharge installés au niveau du dépôt, (3) le coût de recharge dépend de son horaire journalier, et (4) la recharge partielle de la batterie est autorisée. Dans un contexte assez similaire, Hiermann et al. [114] ont traité le cas où l'on peut décider de la taille et de la composition de la flotte des EVs. Ceux-ci se distinguent par leur capacité, leur taille de batteries et leur coûts d'acquisition. À cet effet, ils ont introduit le problème qu'ils appellent *the electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations (E-FSMVRPTW)*. Lin et al. [142] étaient parmi les premiers à étudier l'impact de la charge du véhicule sur la consommation énergétique de la batterie dans le cadre de leur étude du cas réel rencontré à la ville d'Austin en Texas. Dans ce travail, les auteurs ont traité l'E-VRP qui consistait à planifier les tournées de façon optimale tout en minimisant le temps de parcours, le coût de l'énergie consommée ainsi que le nombre de véhicules utilisés.

### ✪ Travaux autour des problèmes de localisation des bornes de recharge

Certains travaux de recherche évoquent le problème de localisation des stations de recharge dans le contexte des VRPs. Par exemple, Preis et al. [180] ont décrit différentes modélisations du VRPTW qui tiennent compte aussi bien des localisations réelles que fictives des stations de recharge. En plus, contraintes liés (1) aux capacités des véhicules et des batteries, (2) aux



fenêtres de temps des clients et (3) aux puissances de recharge des stations. Worley and Klabjan [234] ont présenté un problème combinant à la fois la localisation des stations de recharge et la planification des tournées de véhicules électriques. L'objectif est de trouver un ensemble de tournées de livraison qui minimise le coût total composé des coûts de parcours, des coûts de recharge des batteries et des coûts de localisation des stations de recharge. Dans le même contexte, Yang et Sun [237] ont récemment introduit un problème assez similaire, avec l'hypothèse que la batterie peut être échangée au niveau des stations. Il s'agit du problème qu'ils appelaient *electric vehicles battery swap stations location routing problem (BSS-EVLRP)*. En fait, les auteurs ont déterminé les localisations des stations de remplacement des batteries et la planification des tournées des véhicules simultanément sous les contraintes d'autonomie et de capacité de la batterie. Puisqu'il s'agit d'un système de remplacement de batteries, les contraintes liées aux stations et aux fenêtres temporelles ne sont pas imposées. En d'autres termes, il n'y a pas de limites sur le nombre de véhicules qui peuvent se présenter en même temps auprès de ces stations.

Plus récemment, Hof et al. [116] ont montré comment adapter la méthode de recherche adaptative à voisinage variable (AVNS) de Schneider et al. [199] au *BSS-EVLRP*. Leur travail consiste en la détermination à la fois (1) les localisations recommandées pour construire les stations de remplacement, et (2) les tournées de véhicules électriques pour servir un ensemble de clients et ce, dans l'objectif de minimiser les coûts de construction et de routage.

Enfin, nous référons le lecteur aux revues récentes de Pelletier et al. [172], Montoya et al. [158] et [197] portant sur différents problèmes de tournées de véhicules électriques. Ces revues contiennent également plusieurs travaux de recherche intéressants, notamment en ce qui concerne la taille et la composition de la flotte, les fenêtres de temps, la consommation énergétique, les types de recharge de la batterie, les méthodes de résolution, etc.

## 5.8. Conclusions et perspectives

Dans le cadre du projet Green Truck, nous nous sommes focalisés sur l'optimisation stratégique relative au dimensionnement de la batterie ainsi qu'aux infrastructures de recharges et ce, dans un contexte de transition énergétique dans la zone industrialo-portuaire du Havre. Plusieurs options ont été examinées en vue d'atteindre les objectifs fixés, à savoir réussir cette transition énergétique et lutter plus efficacement contre le réchauffement climatique. Diverses techniques ont été employées pour répondre à ces objectifs. Dans ce qui suit, nous présentons notre apport tant sur les objectifs "problème" que sur les objectifs "techniques". Ensuite, nous évoquons les différentes perspectives de travaux qui feront suite à ceux exposés dans ce projet.

Les travaux menés en collaboration avec nos partenaires du projet s'articulent autour de l'étude de la faisabilité technico-économique de la solution électrique pour le transport routier des conteneurs au sein du port du Havre. Nous avons traité différentes problématiques liées au dimensionnement des équipements et infrastructures afin de tester la faisabilité de la solution électrique envisagée. Cette problématique a été abordée dans un contexte reflétant le transfert quotidien des conteneurs du partenaire industriel DUBOC. Nous avons pu classer le problème rencontré chez DUBOC comme une variante du problème de transport à la demande, connue également sous le nom *Dial A Ride Problem (DARP)*.

Pour la résolution de ces problèmes de dimensionnement de la batterie et les puissances des stations de recharge, nous avons utilisé des techniques d'optimisation basées sur la programmation dynamique et les approches heuristiques. Après la phase d'optimisation, nous avons utilisé l'outil de simulation Anylogic pour valider les résultats.

À la suite des résultats obtenus, l'expression du besoin pourrait donc évoluer vers un véhicule capable d'effectuer cette activité, avec des recharges dans différentes stations électriques localisées près des flux principaux. Cette expression rejoint celle d'autres fournisseurs d'énergies alternatives telles que le GNV (Gaz Naturel pour Véhicule) et l'hydrogène pour les PAC (Pile à Combustible).

Certaines briques technologiques développées dans le cadre de ce projet comme la consommation énergétique en fonction de la vitesse, de la charge et de la pente, la modélisation de la trajectoire ainsi que le recensement des flux, pourront se révéler très utiles pour alimenter une réflexion sur l'aménagement du territoire et la localisation des stations de recharge en énergie des véhicules des acteurs portuaires.

En attendant, la démarche réalisée dans le cadre de ce projet et les connaissances acquises devraient aussi permettre au GPMH et à ses partenaires, d'étudier rapidement les équations économiques des autres types d'énergie et d'apporter des éléments de réflexion utiles à l'élaboration d'une politique énergétique portuaire.

En dehors des perspectives industrielles décrites précédemment, d'autres problématiques peuvent être abordées dans le contexte de la logistique portuaire. Ainsi, nous projetons d'orienter nos recherches vers le développement d'autres méthodes de résolution dont le but est de (1) compléter les premiers résultats obtenus, (2) analyser l'efficacité opératoire des modélisations mathématiques proposées sur des cas plus étendus et plus complexes et enfin (3) proposer des améliorations.

Pour ce qui a trait aux perspectives sur les problématiques. Une première perspective de travail serait de planifier le transfert routier de conteneurs en optimisant l'affectation des véhicules thermiques et les temps d'attente lors des tournées de ces véhicules. À des fins de comparaison,

ce même problème fera l'objet d'une nouvelle étude en utilisant les véhicules électriques. Une seconde perspective est la résolution du problème stratégique de localisation des bornes de recharge électriques. D'autres perspectives d'extension et/ou de combinaison des problématiques de tournées de véhicules électriques et localisation des bornes de recharge sont également envisagées. En attendant, notre recherche se focalise actuellement sur l'étude bibliographique qui se tire de la littérature des tournées de véhicules électriques et de celle traitant des applications de la recherche opérationnelle dans les systèmes de transport électrique. Par la suite, un intérêt particulier sera notamment accordé aux problèmes de transport dans le milieu portuaire.

Pour conclure, l'analyse de la littérature ci-dessus nous a permis (1) de répertorier de nombreuses variantes, (2) de décrire les principales différences par rapport à notre projet, tant sur l'aspect modélisation que sur l'approche de résolution et (3) de prévoir d'autres perspectives que celles citées auparavant. Nous citons :

- **Test d'instances** : Dans une première étape, nous finaliserons le travail de collecte de données liées à ce problème (topographie, cartographie, vitesse, etc.) de manière à obtenir des instances totalement réelles, c'est à dire, des instances qui décrivent l'activité quotidienne de transfert de conteneurs. Puis dans une deuxième étape, nous générerons des benchmarks qui tiennent compte des caractéristiques de notre problème.
- **Modélisation** : L'un des constats qui ressort de l'analyse de cette littérature est que plusieurs aspects tels que les horaires de visite, la composition de la flotte, la localisation des stations, les techniques de recharge, la consommation énergétique, etc., ont été étudiés. Cependant, à notre connaissance, il n'existe aucun travail de recherche regroupant tous ces aspects. D'autre part, les incertitudes (par exemple sur les temps de déplacement, les temps d'attente, etc.) ne sont pas encore prises en compte dans la littérature.
- **Optimisation** : Outre l'application de différentes méthodes d'optimisation exactes et/ou approchées, nous envisageons d'adopter la recherche tabou comme méthode de résolution. Cela est motivé d'une part par le fait que cette approche n'aurait pas encore été utilisée pour l'optimisation des tournées des véhicules électriques, et d'autre part, par le fait qu'elle a présentée, comme montré dans ce manuscrit, des résultats très satisfaisants après avoir l'appliquer à différentes variantes du VRP thermique. Des approches d'optimisation robuste sont également envisagées afin d'intégrer les incertitudes.
- **Couplage de l'optimisation avec la simulation** : Nous intégrons les travaux d'optimisation dans l'outil de simulation Anylogic afin d'évaluer avec précision les solutions lorsqu'elles sont soumises à des incertitudes. Cette évaluation par simulation fera l'objet d'un travail de couplage avec les méthodes d'optimisation. Autrement dit, la simulation permettra de modifier

automatiquement certains paramètres d'entrée dans l'algorithme d'optimisation, afin de relancer le processus de résolution. Par exemple les paramètres comme la vitesse du véhicule et la consommation énergétique peuvent être modifiés en fonction de l'état de la route (pente, plat, etc.) ou la charge du véhicule. Ou encore, les retards importants de recharge au niveau des stations peuvent être réduits de manière à augmenter les puissances de ces stations. Le couplage permettra également de prendre en compte les incertitudes.

- **Système d'aide à la conduite** : Le développement d'un système d'aide à la conduite est l'une des perspectives importantes pour la suite de ce travail. Ce système servira à collecter des informations depuis le véhicule ou des unités de bords de route (RSU - Road Side Unit) afin d'apporter une aide au conducteur en termes d'information ou assistance. En effet, plusieurs études peuvent être entamées, dont celles concernant (1) la connectivité entre tous les composants du système afin d'estimer le flux d'information qui peut être échangé, et (2) les équipements au niveau des véhicules qu'il sera nécessaire de mettre en place pour apporter de l'aide au conducteur (interfaces réseaux, GPS pour la localisation, écran pour l'affichage des informations, équipements téléphoniques (4G/5G) pour pallier à l'absence de connectivité sur certaines zones, etc.).

## CHAPITRE 6

### CONCLUSION ET PERSPECTIVES

L'essentiel de notre thèse porte sur l'étude, l'analyse et la résolution d'une problématique réelle issue du quotidien de l'entreprise Algérienne NAFTAL de distribution et commercialisation des produits pétroliers. Celle-ci dispose d'importantes infrastructures de stockage et de transport réparties sur tout le territoire national de son pays. Ces caractéristiques donnent lieu à une organisation importante de distribution des produits pétroliers sur un réseau extrêmement complexe afin de satisfaire plusieurs milliers de clients, qui sont de plus en plus demandeurs de meilleures performances (livraison à temps, accessibilité réduite, etc.). Les travaux menés s'articulent autour des problèmes liés à l'activité de distribution des produits pétroliers à des stations-services moyennant des camions citernes. À priori, cette activité peut sembler extrêmement simple, mais lorsqu'il s'agit de la réaliser au moindre coût, cela devient une opération très complexe que ce soit pour les produits industriels en général ou pour les produits pétroliers en particulier.

Cette problématique de distribution nécessite particulièrement l'optimisation de la construction des tournées de véhicules afin de diminuer les coûts. Il s'agit d'un problème de tournées de véhicules compartimentés ou MCVRP (Multi-Compartment Vehicle Routing Problem) dans un réseau qui se distingue par la particularité de ses caractéristiques, telles que la présence d'une flotte de véhicules hétérogène, la présence de contraintes d'accessibilité aux différents clients, la présence de fenêtres de visite au sein desquelles les livraisons doivent être effectuées.

Notre principale contribution porte sur la conception d'une méthode de recherche tabou permettant de résoudre le MCVRP avec fenêtres de temps (MCVRP-TW). Cette méthode a été adaptée à deux autres problématiques annexes, la première intègre des contraintes supplémentaires liées à l'opération de chargement des produits pétroliers dans les compartiments, et l'autre inclut le concept d'ajustement des quantités demandées. En ce qui a trait à la validation

de notre approche, elle a été effectuée sur des classes d'instances réelles de l'entreprise NAF-TAL et de la littérature. Pour l'ensemble des instances, les résultats obtenus montrent que le comportement de notre méthode est très satisfaisant.

Certes, nous aurions aimé apporter plus de contributions, comme par exemple (1) l'intégration de nouvelles contraintes, en particulier, les contraintes de dépôts multiples et d'incertitudes, (2) l'optimisation conjointe des activités de stockage et de distribution, et enfin (3) la résolution du problème d'approvisionnement des entrepôts par cabotage qui représente la principale cause des perturbations de livraison de stations-services. Pour ce faire, il faudrait lancer des études prévisionnelles de l'évolution des ventes des carburants et analyser le fonctionnement des navires de manière à concevoir un outil de simulation pour tester et évaluer les impacts des temps d'attente au sein des ports pétroliers. L'objectif étant d'optimiser par la suite l'affectation des navires.

Outre la problématique de distribution des produits pétroliers, nous avons abordé la question de la transition énergétique dans le cadre du projet Green Truck. Ce dernier concernait l'activité des acteurs portuaires et plus particulièrement les transporteurs routiers, dans un développement durable avec moins de pollution atmosphérique et une empreinte carbone plus faible grâce à une transition énergétique réussie. Néanmoins, le projet s'est limité au niveau stratégique tout en considérant connu l'emplacement des bornes de recharge électrique avec un nombre limité de trajets. L'objectif est d'étendre nos recherches afin d'optimiser la localisation des bornes. Une fois les décisions stratégiques fixées (localisation et puissance des bornes, capacité de la batterie, type du tracteur), il faut traiter le niveau opérationnel qui consiste à optimiser les tournées de véhicules électriques sur tout le réseau routier du domaine portuaire (les pré- et post-acheminements routiers, la traction portuaire et le trafic de conteneurs vides) avec prise en compte des aléas (congestion, travaux, temps) et des incertitudes (rendez-vous, durée de trajet). D'un autre côté, d'autres énergies alternatives seront étudiées telles que le GNV (Gaz Naturel pour Véhicule) et l'hydrogène pour les PAC (Pile à Combustible).

Certaines briques technologiques développées dans le cadre de Green Truck comme la consommation énergétique des différentes routes en fonction de la vitesse, de la charge et de la pente, la modélisation des routes ainsi que le recensement des flux, seront très utiles pour nos futures recherches sur les tournées de véhicules électriques. Par ailleurs, la planification de ces tournées fera appel à l'optimisation robuste en intégrant des incertitudes relatives aux temps de transfert des conteneurs entre les différents sites et les temps d'attente pour la recharge des batteries. Une autre particularité de notre approche de résolution porte sur le couplage de la

simulation et l'optimisation. Ce couplage permettra, d'une part, d'évaluer les solutions de l'optimisation par simulation, et d'autre part, de considérer les aléas et les incertitudes au niveau de l'optimisation grâce à l'outil de simulation Anylogic.

Le projet Green truck a dégagé des perspectives de recherche que nous comptons traiter dans le futur. Outre le problème de localisation des bornes de recharge, le problème de tournées peut être modélisé comme une variante du problème VRPSPD (Vehicle Routing Problem with simultaneous Pick-up and Delivery). La complexité du problème nécessite le recours à l'utilisation des méthodes approchées. Ainsi, nous envisageons d'adapter l'approche recherche tabou pour la résolution de ce problème. Ce choix est justifié par le fait que nous avons utilisé cette méthode à différentes variantes du VRP avec des véhicules thermiques et les résultats étaient très satisfaisants. La particularité de cette méthode est l'utilisation la statistique de Kolmogorov-Smirnov dans le but de restreindre la taille du voisinage et dans l'espoir d'obtenir un meilleur équilibre entre la qualité et la rapidité de la recherche.

Enfin, cette optimisation sera couplée à la simulation pour valider la pertinence des solutions obtenues. Plus précisément, la simulation permet d'observer la consommation instantanée des véhicules selon différents paramètres d'entrée (pente, vitesse, etc.) et offre également la possibilité d'évaluer facilement l'impact d'une modification de ces paramètres sur le coefficient de consommation énergétique et donc sur les résultats économiques ultérieurs. La simulation servira également à calibrer les solutions de l'optimisation en intégrant les incertitudes.

L'optimisation des trajets et des vitesses peut aider à diminuer la consommation énergétique, c'est pourquoi il faudra apporter au conducteur des éléments lui permettant d'adopter une éco-conduite. De même, il faudra pouvoir disposer d'éléments permettant d'optimiser les périodes de transport et les périodes de recharge des batteries. Il s'agit de mettre en œuvre un système d'aide à la conduite basé sur l'échange de données entre les camions et avec les éléments d'infrastructure telles que les bornes de recharge. Pour mettre en œuvre un tel système, il faut étudier la connectivité entre tous les éléments cités afin d'estimer les quantités d'information qui peuvent être échangés. Il faut aussi étudier les équipements au niveau des véhicules qu'il sera nécessaire de mettre en place pour apporter de l'aide au conducteur. Il s'agira d'interfaces réseaux, de GPS pour la localisation, d'écran pour l'affichage des informations. On pourra aussi y ajouter des équipements téléphoniques (4G/5G) pour pallier à l'absence de connectivité sur certaines zones et apporter une redondance dans les communications. Afin de respecter les contraintes temps réel pouvant survenir lors de la prise de décision, il sera possible d'utiliser des techniques de gestion de la qualité de service permettant de fournir des résultats de qualité dégradée (moins d'information par exemple) mais exploitables et dans les temps.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] Aarts E., Lenstra J.K. Local search in combinatorial optimization (eds.). Princeton University Press, 2003.
- [2] Andelmin J., Bartolini E. A multi-start local search heuristic for the green vehicle routing problem based on a multigraph reformulation. Technical report, AALTO, 2016.
- [3] ANF X 50-600, Logistique : Fonction et démarche logistiques. AFNOR, 1999.
- [4] Applegate D., Bixby R., Chvatal V., Cook W. On the solution of traveling salesman problems. Documenta Mathematica, Extra volume ICM, 645-656, 1998.
- [5] Archetti C., Hertz A., Speranza M.G. A tabu search algorithm for the split delivery vehicle routing problem. Transport. Sci., 40, 64-73, 2006.
- [6] Avella P., Boccia M., Sforza A. Solving a fuel delivery problem by heuristic and exact approaches. Eur. J. Oper. Res., 152(1), 170-179, 2004.
- [7] Baise P. Tournées de véhicules d'une société coopérative : algorithmes séquentiels et parallèles, stage au laboratoire PRiSM, 1996.
- [8] Baldacci R., Hadjiconstantinou E., Mingozzi A. An exact algorithm for the capacitated vehicle routing problem based on a two-commodity network flow formulation. Oper. Res., 52(5), 723-738, 2004.
- [9] Baouche F., Trigui R., El-Faouzi N.E., Billot R. Energy consumption assessment for electric vehicles. International symposium on recent advances in transport modeling, Brisbane, Australie, 2013.



- [10] Barco J., Guerra A., Muñoz L., Quijano N. Optimal routing and scheduling of charge for electric vehicles : case study. arXiv preprint arXiv :1310.0145, 2013.
- [11] Baum M., Dibbelt J., Pajor T., Wagner D. Energy-optimal routes for electric vehicles. In Proceedings of the 21<sup>st</sup> ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, 54–63, 2013.
- [12] Bausch D.O., Brown G., Ronen D. Consolidating and dispatching truck shipments of mobil heavy petroleum products. *Interfaces*, 25, 1–17, 1995.
- [13] Beasley J.E. Route-first, cluster-second methods for vehicle routing. *Omega*, 11(4), 403-408, 1983.
- [14] Belfiore P., Yoshizaki H.T.Y. Scatter search for a real-life heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows and split deliveries in Brazil. *Eur. J. Oper. Res.*, 199(3), 750-758, 2009.
- [15] Bellman R. Dynamic programming and stochastic control processes. *Inform. Control.*, 1(3), 228-239, 1958.
- [16] Belmecheri F., Prins C., Yalaoui F., Amodeo L. Particle swarm optimization algorithm for a vehicle routing problem with heterogeneous fleet, mixed backhauls and time windows. *J. Intell. Manuf.*, 24(4), 775-789, 2012.
- [17] Ben Abdelaziz F., Roucairol C., Bacha C. Deliveries of liquid fuels to SNDP gas stations using vehicles with multiple compartments. *Int. Conf. Syst. Man. Cyber.*, Hammamet, Tunisia, 2002.
- [18] Benantar A., Ouafi R. Optimization of vehicle routes : an application to logistic and transport of fuel distribution. In Proceedings of the 9<sup>th</sup> Int. Conf. Model., Opt. Simul., MO-SIM' 12, 2012.
- [19] Benantar A., Ouafi R., Boukachour J. A combined vehicle loading and routing problem : A case study of fuel logistics. *GOL' 16*, Fès, Maroc, 2016.
- [20] Benantar A., Ouafi R., Boukachour J. A multi-compartment vehicle routing and loading problem arising in fuel distribution. *ROADEF' 16*, Compiègne, France, 2016.
- [21] Benantar A., Ouafi R., Boukachour J. A petrol station replenishment problem : new variant and formulation. *Logistic Research*, 9(6), 2016.

- [22] Benantar A., Ouafi R., Boukachour J. Transition énergétique dans la zone industrialoportuaire du Havre : Faisabilité technico-économique. ROADEF' 17, Metz, France, 2017.
- [23] Benantar A., Ouafi R., Boukachour J. The multi-compartment vehicle routing problem with adjustable demands : modelling and application. *Int. T. Oper. Res.* (under review).
- [24] Bent R., Hentenryck P.V. A two-stage hybrid local search for the vehicle routing problem with time windows. *Transport. Sci.*, 38(4), 515-530, 2004.
- [25] Berger J., Barkaoui M. A hybrid genetic algorithm for the capacited vehicle routing problem., *GECCO 2003 LNCS 2723*, 646-656, 2003.
- [26] Berger J., Barkaoui M. A parallel hybrid genetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Comput. Oper. Res.*, 31(12), 2037-2053, 2004.
- [27] Bianchi L. Notes on dynamic vehicle routing : the state of the art. Technical Report, *IDSIA-05-01*, 20, 2000.
- [28] Brandão J. A tabu search algorithm for the heterogeneous fixed fleet vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 38, 140-151, 2011.
- [29] Brandão J. A deterministic iterated local search algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. *TOP* 24(2), 445-465, 2015.
- [30] Bräysy O., Gendreau M. Tabu search heuristics for the vehicle routing problem with time windows. *TOP*, 10(2), 211-237, 2002.
- [31] Bräysy O. A reactive variable neighborhood search for the vehicle routing problem with time windows. *INFORMS J. Comput.*, 15(4), 347-368, 2003.
- [32] Bräysy O., Gendreau M. Vehicle routing problem with time windows part I : Route construction and local search algorithms. *Transport. Sci.*, 39, 104-118, 2005a.
- [33] Bräysy O., Gendreau M. Vehicle routing problem with time windows Part II : Metaheuristics. *Transport. Sci.*, 39(1), 119-139, 2005b.
- [34] Brown G.G., Graves W.G. Real-time dispatch of petroleum tank trucks. *Manage. Sci.*, 27(1), 19-31, 1981.
- [35] Brown G.G., Ellis C.J., Graves W.G., Ronen D. Real-time, wide area dispatch of mobil tank trucks. *Interfaces*, 17(1), 107-120, 1987.

- [36] Bukchin Y., Sarin S. Discrete and dynamic versus continuous and static loading policy for a multi-compartment vehicle. *Eur. J. Oper. Res.*, 11, 1329-1337, 2006.
- [37] Bullnheimer B., Hartl R.F., Strauss C. An improved ant system algorithm for the vehicle routing problem. *Ann. Oper. Res.*, 89, 319–328, 1999.
- [38] Campbell A.M., Wilson J.H. Forty years of periodic vehicle routing. *Networks*, 63(1), 2-15, 2014.
- [39] Caramia M., Guerriero F. A milk collection problem with incompatibility constraints. *Interfaces* 40, 130–143, 2010.
- [40] Carotenuto P., Giordani S., Massari S., Vagaggini F. Periodic capacitated vehicle routing for retail distribution of fuel oils. *Transport. Res. Procedia* 10, 735-744, 2015.
- [41] Cattaruzza D., Absi N., Feillet D., Vidal T. A memetic algorithm for the multi trip vehicle routing problem. *Eur. J. Oper. Res.*, 236(3), 833–848, 2014.
- [42] Cattaruzza D., Absi N., Feillet D. Vehicle routing problem with multi trips. *4OR-Q J. Oper. Res.*, 14 : 223, 2016.
- [43] Cerný V. A thermodynamical approach to the traveling salesman problem : an efficient simulation algorithm. *J. Optimiz. Theory App.*, 45(1), 41–51, 1985.
- [44] Chajakis E.D., Guignard M. Scheduling deliveries in vehicles with multiple compartments. *J. Global Optim.*, 26, 43–78, 2003.
- [45] Chiang W.C., Russell R.A. A reactive tabu search metaheuristics for the vehicle routing problem with time windows. *INFORMS J. Comput.*, 9(4),417-430, 1997.
- [46] Chopra S., Meindil P. *Supply chain management : Strategy, planning and operations*. 3<sup>rd</sup> eds., Pearson Education, Inc. New Jersey, 2007.
- [47] Christofides N., Mingozzi A., Toth P. The vehicle routing problem. In : Christofides N., Mingozzi A., Toth P., Sandi C.(Eds.). *Combinatorial Optimization*. Wiley, Chichester, 315–338, 1979.
- [48] Christofides N., Eilon S. An Algorithm for the vehicle dispatching problem. *Oper. Res.*, 20(3), 309-318, 1969.

- [49] Clarke C.G., Wright J. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Oper. Res.* 12(4), 568-581, 1964.
- [50] Coelho L.C., Cordeau J.F., Laporte G. Thirty years of inventory routing. *CIRRELT-2012-52*, 2012.
- [51] Conrad R.G., Figliozzi M.A. The recharging vehicle routing problem. In Doolen T., Aken E.V., eds, *Proceedings of the Industrial Engineering Research Conference*. Reno, NV, USA, 2011.
- [52] Cordeau J.F., Laporte G., Mercier A. A unified tabu search heuristic for vehicle routing problems with time windows. *J. Oper. Res. Soc.*, 52(8), 928-936, 2001.
- [53] Cordeau J.F., Laporte L., Savelsberg M.W.P., Vigo D. Vehicle routing . In *Transportation : Handbooks in Operations Research and Management Science*, sous la dir. de Barnhart C., Laporte G., 14, 367-428. Amsterdam : North Holland Publishing, 2007.
- [54] Cornillier F., Boctor F.F., Laporte G., Renaud J. An exact algorithm for the petrol station replenishment problem. *J. Oper. Res. Soc.*, 59(5), 607-615, 2008a.
- [55] Cornillier F., Boctor F.F., Laporte G., Renaud J. A heuristic for the multi-period petrol station replenishment problem. *Eur. J. Oper. Res.*, 191(2), 295-305, 2008b.
- [56] Cornillier F., Boctor F.F., Laporte G., Renaud J. The petrol station replenishment problem with time windows. *Comput. Oper. Res.*, 36(3), 919-935, 2009.
- [57] Cornillier F., Boctor F.F., Renaud J. Heuristics for the multi-depot petrol station replenishment problem with time windows. *Eur. J. Oper. Res.*, 220, 361-369, 2012.
- [58] Courty P. Les enjeux industriels et les nouvelles problématiques scientifiques : De la logistique à la logistique globale. Ecole d'été d'automatique. Session 24, Grenoble, France, 2003.
- [59] Crainic T.G., Semet F. Recherche opérationnelle et transport de marchandises. In *optimisation combinatoire : applications*, 47-115, Paris, Hermès Lavoisier, 2005.
- [60] Cuervo D.P., Goos P., Sörensen K., Arráiz E. An iterated local search algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. *Eur. J. Oper. Res.*, 237(2), 454-464, 2014.
- [61] Dantzig G.B., Ramser J.H. The truck dispatching problem. *Oper. Res.*, 12, 81-91, 1959.

- [62] Davis B.A., Figliozzi M.A. A methodology to evaluate the competitiveness of electric delivery trucks. *Transport. Res. E-Log.*, 49(1), 8-23, 2013.
- [63] Dawkins R. *Chapitre Memes. The new replicators : Chapter 11 of the selfish gene.* Oxford University Press, 1989.
- [64] De Jong K.A. *Evolutionary computation : A unified approach.* The MIT Press, 2006.
- [65] Defryn C., Sörensen K., Cornelissens T. The selective vehicle routing problem in a collaborative environment. *Eur. J. Oper. Res.*, 250(2), 400-411, 2016.
- [66] Derigs U., Gottlieb J., Kalkoff J., Piesche M., Rothlauf F., Vogel U. Vehicle routing with compartments : applications, modeling and heuristics. *OR spectrum*, 33(4), 885-914, 2011.
- [67] Desaulniers G., Errico F., Irnich S., Schneider M. Exact algorithms for electric vehicle routing problems with time windows. Technical report, GERAD, G-2014-110, 2014.
- [68] Despontin-Monsarrat E. Aide à la décision pour une coopération inter-entreprises dans le cadre de la production à la commande. Thèse de doctorat à l'université de Toulouse III-Paul Sabatier, 2004.
- [69] Desrochers M., Lenstra J.K., Savelsbergh M.W.P. A classification scheme for vehicle routing and scheduling problems. *Eur. J. Oper. Res.*, 46(3), 322-332, 1990.
- [70] Devernay P. Le transport : moteur de la chaîne logistique. *Logistique et Management*, 5(1), 75-79, 1997.
- [71] Dominguez H., Lashkari R.S. Model for integrating the supply chain of an appliance company : a value of information approach. *Int. J. Prod. Res.*, 42(11), 2113-2140, 2004.
- [72] Dongarra J.J. Performance of various computers using standard linear equations software. Technical report CS-89-85, Electrical Engineering and Computer Science Department, University of Tennessee, Knoxville, TN 37996-1301, 2014.
- [73] Dorigo M., Maniezzo V., Coloni A. The ant system : Optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE T. Syst. Man. Cy. B.*, 26(1), 29-41, 1996.
- [74] Duhamel C. Un cadre formel pour les méthodes par amélioration itérative : Application à deux problèmes d'optimisation dans les réseaux. Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal-Clermont Ferrand II, 2001.

- [75] Duhamel C., Lacomme P., Quilliot A., Toussaint H. A multi-start evolutionary local search for the two-dimensional loading capacitated vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 38(3), 617-640, 2011.
- [76] Eglese R.W., Fu Z., Li L. A tabu search heuristic for the open vehicle routing problem. *J. oper. Res. Soc.*, 56(3), 267-274, 2005.
- [77] Eilon S., Watson-Gandy C.D.T., Christofides N. *Distribution management : Mathematical modelling and practical analysis*. Griffin, London, 1971.
- [78] Eksioglu B., Volkan Vural A., Reisman A. The vehicle routing problem : A taxonomic review. *Comput. Ind. Eng.*, 57(4), 1472-1483, 2009.
- [79] El Fallahi A., Prins C., Wolfler Calvo R. A memetic algorithm and a tabu search for the multi-compartment vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 35(5), 1725-1741, 2008.
- [80] Erdogan S., Miller-Hooks E. A green vehicle routing problem. *Transport. Res. E-Log.*, 48, 100-114, 2012.
- [81] Ester M., Kriegel H.P., Sander J., Xu X. A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Knowledge Discovery and Data mining*, 226-231, 1996.
- [82] Fagerholt K., Christiansen M. A combined ship scheduling and allocation problem. *J. oper. Res. Soc.*, 51, 834-842, 2000.
- [83] Felipe A., Ortuno M.T., Righini G., Tirado G. A heuristic approach for the green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges. *Transport. Res. E-Log.*, 71, 111-128, 2014.
- [84] Feo T.A., Resende M.G.C. Greedy randomized adaptive search procedures. *J. Global Optim.*, 6(2), 109-133, 1995.
- [85] Festa P., Resende M. An annotated bibliography of GRASP, Part I : Algorithms. *Int. T. Oper. Res.*, 16(1), 1-24, 2009a.
- [86] Festa P., Resende M. An annotated bibliography of GRASP, Part II : Applications. *Int. T. Oper. Res.*, 16(2), 131-172, 2009b.

- [87] Fisher M.L., Jaikumar R. A decomposition algorithm for large-scale vehicle routing. Technical report 78-11-05, Department of Decision Sciences, University of Pennsylvania, 1978.
- [88] Fisher M.L., Jaikumar R. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, 11, 109-124, 1981.
- [89] Fleszar K., Osman I.H., Hindi K.S. A variable neighborhood search algorithm for the open vehicle routing problem. *Eur. J. Oper. Res.*, 195(3), 803-809, 2009.
- [90] Fogel L.J., Owens A.J., Walsh M.J. Artificial intelligence through simulated evolution. John Wiley, New York, USA, 1966.
- [91] Fogel D.B. Evolutionary computation : Toward a new philosophy of machine intelligence. IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, 1995.
- [92] Foster B.A., Ryan D.M. An integer programming approach to the vehicle scheduling problem. *Oper. Res. Quart.*, 27(2), 367-384, 1976.
- [93] Franz L.S., Woodmanse J. Computer-aided truck dispatching under conditions of product price variance with limited supply. *J. Bus. Logist.*, 11(1), 127-139, 1990.
- [94] Gajpal Y., Abad P.L. Multi-ant colony system for a vehicle routing problem with back-hauls. *Eur. J. Oper. Res.*, 196(1), 102-117, 2009.
- [95] Gambardella L.M., Taillard E., Agazzi G. MACS-VRPTW : A multiple ant colony system for vehicle routing problems with time windows. In : *New Ideas in Optimization*, 63-76, 1999.
- [96] Gambardella L.M., Casagrande N., Mantemanni R., Oliverio F., Rizzoli A.E. Ant colony optimization applied to industrial vehicle routing problems. ECCO'16, 5-7 June, 2003.
- [97] Gendreau M., Hertz A., Laporte G. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem. *Manage. Sci.*, 40, 1276-1290, 1994.
- [98] Gendreau M., Hertz A., Laporte G. New insertion and post optimization procedures for the traveling salesman problem. *Oper. Res.*, 40, 1086-1094, 1992.
- [99] Gendreau M., Laporte G., Potvin J-Y. Metaheuristics for the capacitated VRP. Toth P. et Vigo D. (Eds). *The vehicle routing problem. SIAM Series on Discrete Mathematics and Applications*, Philadelphia, 129-154, 2002.

- [100] Gendreau M., Laporte G., Potvin J-Y, Semet F. Métaheuristiques pour le problème des tournées de véhicules. Pirlot M., Teghem J. (eds.) Résolution de problèmes de RO par les métaheuristiques. Hermès, Paris 49-70, 2003.
- [101] Gendreau M., Potvin J-Y, Bräysay O., Hasle G., Lokketangen A. Metaheuristics for the vehicle routing problem and its extensions : A categorized bibliography. Golden B.L., Raghavan S. Wasil E. (eds). The vehicle routing problem-latest advances and new challenges. Springer, New York, 143-170, 2008.
- [102] Gillett B.E., Miller L.R. A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem. *Oper. Res.*, 22, 340-349, 1974.
- [103] Glover F. Heuristics for integer programming using surrogate constraints. *Decision Sci.*, 13 (5), 156-166, 1977.
- [104] Glover F. Tabu search : Part I. *INFORMS J. Comput.*, 1, 190–206, 1989.
- [105] Glover F., Laguna M. *Tabu Search*. Kluwer, Boston, MA, 1997.
- [106] Goeke D., Schneider M. Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *Eur. J. Oper. Res.*, 245(1), 81–99, 2015.
- [107] Goldberg D.E. *Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning*. Addison-Wesley, 1989.
- [108] Golden B., Li F., Wasil E. The open vehicle routing problem : Algorithms, large-scale test problems and computational results. *Comput. Oper. Res.*, 34(10), 2918-2930, 2007.
- [109] Gonçalves F., Cardoso S.R., Relvas S., Barbosa-Póvoa, A. Optimization of a distribution network using electric vehicles : A vrp problem. In *Proceedings of the IO 2011-15 Congresso da associação Portuguesa de Investigação Operacional*, Coimbra, Portugal, 18-20, 2011.
- [110] Geunes J., Chang B. Operations research models for supply chain management and design. In *Encyclopaedia of Optimization*, Floudas C.A. Pardalos P.M., Eds, Kluwer Academic Publishers, 4,133-145, 2001.
- [111] Hansen P. The steepest ascent mildest descent heuristic for combinatorial programming. *Congress on Numerical Methods in Combinatorial Optimization*, Capri, Italie, 1986.



- [112] Haouari M. Les problèmes de tournées avec fenêtres de temps, modélisations et algorithmes de résolution exacte et heuristique. Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Paris, 1991.
- [113] Henke T., Speranza M.G., Wascher G. The multi-compartment vehicle routing problem with flexible compartment sizes. *Eur. J. Oper. Res.*, 246, 730–743, 2015.
- [114] Hiermann G., Puchinger J., Ropke S., Hartl R.F. The electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *Eur. J. Oper. Res.*, 252(3), 995–1018, 2016.
- [115] Ho W., Ho G.T.S., Ji P., Lau H.C.W. A hybrid genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem. *Eng. Appl. Artif. Intel.*, 21(4), 548-557, 2008.
- [116] Hof J., Schneider M., Goeke D. Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an AVNS algorithm for vehicle routing problems with intermediate stops. *Transport. Res. B-Meth.*, 97, 102-112, 2017.
- [117] Holland J.H. *Adaptation in natural and artificial systems*. University of Michigan Press, 1975.
- [118] Huang Z. Hybrid quantum particle swarm optimization algorithm for vehicle routing problem. *Com. Eng. App.*, 49(24), 219-223, 2013.
- [119] Huang G.Q., Lau J.S.K., Mak K.L. The impacts of sharing production information on supply chain dynamics : A review of the literature. *Int. J. Prod. Res.*, 41(7), 1483-1517, 2003.
- [120] Hugos M. *Essentials of supply chain management*. John Wiley and sons, Inc, New Jersey, USA, 2003.
- [121] Iori M., Martello S. Routing problems with loading constraints. *TOP* 18, 4-27, 2010.
- [122] Kaabi H., Jabeur K. Hybrid algorithm for solving the multi-compartment vehicle routing problem with time windows and profit. In *Proceedings of the 12<sup>th</sup> International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, 324-329, 2015.
- [123] Kennedy J., Eberhart R. Particle swarm optimization. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 4, 1942–1948, 1995.

- [124] Keskin M., Čatay B. Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows. *Transport. Res. C-Emer.*, 65, 111-127, 2016.
- [125] Kirkpatrick S., Gelatt C.D., Vecchi P.M. Optimization by simulated annealing. *Science*, 220(4598), 671-680, 1983.
- [126] Koč C., Karaoglan I. The green vehicle routing problem : A heuristic based exact solution approach. *Appl. Soft Comput.*, 39, 154-164, 2016.
- [127] Koch W., Henke T., Wäscher G. A genetic algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem with flexible compartment sizes. Working Paper 4/2016. Otto-von-Guericke-University Magdeburg, 2016.
- [128] Koza J.R. Genetic programming : On the programming of computers by means of natural selection (Complex Adaptive Systems). The MIT Press, 1<sup>st</sup> ed., 1992.
- [129] Labadie N., Prins C., Prodhon C. Metaheuristics for vehicle routing problems. Hermes-ISTE, 2016.
- [130] Labadie N., Prins C., Reghioui M. A memetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *RAIRO Oper. Res.*, 42(3),415-431, 2008.
- [131] Laguna M. Scatter search. In : Pardalos P.M., Resende M.G.C. Handbook of Applied Optimization, Oxford University Press, 183-193, 2002.
- [132] Lahyani R., Coelho L.C., Khemakhem M., Laporte G., Semet F. A multi-compartment vehicle routing problem arising in the collection of olive oil in Tunisia. *Omega* 51, 1–10, 2015.
- [133] Land A.H., Doig A.G. An automatic method of solving discrete programming problems. *Econometrica*, 28(3), 497-520, 1960.
- [134] Laporte G., Gendreau M., Potvin J-Y. Semet F. Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem. *Int. T. Oper. Res.*, 7, 285-300, 2000.
- [135] Laporte G., Semet F. The vehicle routing problem. Chapitre Classical Heuristics for the Capacitated VRP, 109-128, 2001.
- [136] Lau H.C., Sim M., Teo K.M. Vehicle routing problem with time windows and a limited number of vehicles. *Eur. J. Oper. Res.*, 148(3), 559-569, 2003.

- [137] Le Bouthillier A. Modélisation UML pour une architecture cooperative appliquée au problème de tournées de véhicules avec fenêtres de temps. Mémoire de Maîtrise, Université de Montréal, 2000.
- [138] Li Z., Guo S., Wang F., Lim A. Improved GRASP with tabu search for vehicle routing with both time window and limited number of vehicles. In Bob O., Chunsheng Y., Moonis A. : *Innovations in Applied Artificial Intelligence*, 552-561, 2004.
- [139] Li J. Vehicle routing problem with time windows for reducing fuel consumption. *Journal of Computers*, 7(12), 3020-3027, 2012.
- [140] Lin S. Computer solutions of the traveling salesman problem. *Bell Syst. Tech. J.*, 44, 2245-2269, 1965.
- [141] Lin S.W., Yu V.F., Chou S.Y. Solving the truck and trailer routing problem based on a simulated annealing heuristic. *Comput. Oper. Res.*, 36, 1683-1692, 2009.
- [142] Lin J., Zhou W., Wolfson O. Electric vehicle routing problem. *Transp. Res. Procedia*, 12, 508–521, 2016.
- [143] Malépart V., Boctor F.F., Renaud J., Labilois S. Nouvelles approches pour l’approvisionnement des stations d’essence. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 22, 15-31, 2003.
- [144] Melechovsky J. Evolutionary local search algorithm to solve the multi-compartment vehicle routing problem with time windows. In *Proceedings of the 30<sup>th</sup> Int. Conf. Mathematical Methods in Economics, Karviná, Czech Republic, MME’12*, 564-569, 2012a.
- [145] Melechovsky J. A variable neighborhood search for the selective multi-compartment vehicle routing problem with time windows. In *Proceedings of the 5<sup>th</sup> Int. Conf. on Applied Operational Research. Lecture Notes in Management Science*, 5, 159-166, 2012b.
- [146] Mendoza J.E., Castanier B., Guéret C., Medaglia A.L., Velasco N. A memetic algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem with stochastic demands. *Comput. Oper. Res.*, 37, 1886–1898, 2010.
- [147] Mendoza J.E., Castanier B., Guéret C., Medaglia A.L., Velasco N. Constructive heuristics for the multi-compartment vehicle routing problem with stochastic demands. *Transport. Sci.*, 45, 346–363, 2011.

- [148] Meng Q., Kek A.G.H, Cheu R.L. Distance-constrained capacitated vehicle routing problems with flexible assignment of start and end depots. *Math. Comput. Model.*, 47(1-2), 140-152, 2008.
- [149] Mentzen J.T, Dewitt W., Keebler J.S., Min S., Nix N.W., Smith S.D., Zacharia Z.G. Defining supply chain management. *J. Bus. Logist.*, 22(2), 2001.
- [150] Mester D., Bräysy O. Active-guided evolution strategies for large-scale capacitated vehicle routing problems. *Comput. Oper. Res.*, 34(10), 2964-2975, 2007.
- [151] Metropolis N., Rosenbluth A., Rosenbluth M., Teller A., Teller E. Equation of state calculations by fast computing machines. *J. Chem. Phys.*, 21(6), 1087-1090, 1953.
- [152] Miller C.E., Trucker A.W., Zemlin R.A. Integer programming formulations and traveling salesman problems. *J. Assoc. Comput. Mach.*, 7, 326-329, 1960.
- [153] Min H. The multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points. *Transport. Res. A-Pol*, 23(5), 377-386, 1989.
- [154] Mladenovic N., Hansen P. Variable neighborhood search. *Comput. Oper. Res.*, 24, 1097-1100, 1997.
- [155] Moghaddam R.T., Safaei N., Gholipour Y. A hybrid simulated annealing for capacitated vehicle routing problems with the independent route length. *Appl. Math. Comput.* 176, 445-454, 2006.
- [156] Mole R.H., Jameson S.R. A sequential route-building algorithm employing a generalised savings criterion. *Oper. Res. Quart.*, 27(2), 503-511, 1976.
- [157] Montoya A., Guéret C., Mendoza J.E., Villegas J.G. A multi-space sampling heuristic for the green vehicle routing problem. *Transport. Res. C-Emer.*, 70, 113-128, 2015.
- [158] Montoya A., Guéret C., Mendoza J.E., Villegas J.G. The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function. *Transport. Res. B-Meth.*, In Press, Available online 1 March 2017.
- [159] Morais V.W.C., Mateus G.R., Noronha T.F. Iterated local search heuristics for the vehicle routing problem with cross-docking. *Expert Syst. Appl.*, 41(16), 7495-7506, 2014.

- [160] Moscato P. On evolution, search, optimization, genetic algorithms and martial arts : Towards memetic algorithms. Technical Report 826, California Institute of Technology, 1989.
- [161] Muyldermans L., Pang G. On the benefits of co-collection : Experiments with a multi-compartment vehicle routing algorithm. *Eur. J. Oper. Res.*, 206, 93-103, 2010.
- [162] Naddef D., Rinaldi G. Branch-and-Cut algorithms for the capacitated VRP. Published in book : *The vehicle routing problem*. SIAM Monographs on Discrete Mathematics and Applications, Philadelphia, 53-84, 2002.
- [163] Nagata Y., Bräysy O. A powerful route minimization heuristic for the vehicle routing problem with time windows. *Oper. Res. Lett.*, 37(5),333-338, 2009.
- [164] Nagata Y., Bräysy O., Dullaert W. A penalty-based edge assembly memetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Comput. Oper. Res.*, 37(4), 724-737, 2010.
- [165] Ng W.L., Leung S., Lam J., Pan S. Petrol delivery tanker assignment and routing : A case study in Hong Kong. *J. Oper. Res. Soc.*, 59, 1191-1200, 2008.
- [166] Nussbaum M., Sepulveda M. A fuel distribution knowledge-based decision support system. *Omega*, 25(2), 225–234, 1997.
- [167] Or I. Traveling salesman-type combinatorial problems and their relation to the logistics of regional blood banking. PhD thesis, Northwestern University, Evanston, IL, 1976.
- [168] Osman I.H. Metastrategy simulated annealing and tabu search algorithms for the vehicle routing problem. *Ann. Oper. Res.*, 41, 421-451, 1993.
- [169] Ouzizi L. Planification de la production par co-décision et négociation de l'entreprise virtuelle. Thèse de doctorat, Université de Metz, 2005.
- [170] Oyola J., Arntzen H., Woodruff D.L. The stochastic vehicle routing problem, a literature review, Part II : solution methods. *Euro. J. Transp. Logist.*, 1-40, 2016.
- [171] Padberg M., Rinaldi G. A branch-and-cut algorithm for the resolution of large-scale symmetric traveling salesman problems. *SIAM Review*, 33(1), 60-100, 1991.
- [172] Pelletier S., Jabali O., Laporte G. Goods distribution with electric vehicles : Review and research perspectives. *Transport. Sci.*, 50(1), 3-22, 2016.

- [173] Pillac V., Gendreau M., Guéret C., Medaglia A.L. A review of dynamic vehicle routing problems. *Eur. J. Oper. Res.*, 225(1), 1-11, 2013.
- [174] Polacek M., Doerner K.F., Hartl R.F., Maniezzo V. A variable neighborhood search for the capacitated arc routing problem with intermediate facilities. *J. Heur.*, 14(5), 405-423, 2008.
- [175] Pollaris H., Braekers K., Caris A., Janssens G.K., Limbourg S. Vehicle routing problems with loading constraints : State of the art and future directions. *OR Spectrum*, 37(2), 297-330, 2015.
- [176] Popović D., Vidović M., Radivojević G. Variable neighbourhood search heuristic for the inventory routing problem in fuel delivery. *Expert Syst. Appl.*, 39(18), 13390–13398, 2012.
- [177] Potvin J.Y. Evolutionary algorithms for vehicle routing. *INFORMS J. Comput.*, 21 (4), 518-(548), 2009.
- [178] Potvin J.Y., Rousseau J.M. An exchange heuristic for routing problems with time windows. *J. Oper. Res. Soc.*, 46(12), 1433-1446, 1995.
- [179] Potvin J.Y., Bengio S. The vehicle routing problem with time windows, Part 2 : Genetic search. *INFORMS J. Comput.*, 8, 165-172, 1996.
- [180] Preis H., Frank S., Nachtigall K. On the modeling of recharging stops in context of vehicle routing problems. *Oper. Res. Proceed.*, 129-135, 2014.
- [181] Prins C. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 31(12), 1985-2002, 2004.
- [182] Prins C. Two memetic algorithms for heterogeneous fleet vehicle routing problems. *Eng. Appl. Artif. Intel.*, 22(6), 916-928, 2009.
- [183] Prins C. A GRASP-evolutionary local search hybrid for the vehicle routing problem. Chapter Bio-inspired Algorithms for the vehicle routing problem, *Studies in Computational Intelligence*, 161, 35-53, 2009.
- [184] Rechenberg I. Cybernetic solution path of an experimental problem. Technical report, Royal Air Force Establishment, 1965.

- [185] Reed M., Yiannakou A., Evering R. An ant colony algorithm for the multi-compartment vehicle routing problem. *Appl. Soft Comput.*, 15, 169–176, 2014.
- [186] Rego C., Roucairol C. Le problème de tournées de véhicules : Étude et résolution approchée. Technical Report, INRIA, 1994.
- [187] Renaud J., Boctor F.F., Laporte G. An improved petal heuristic for the vehicle routing problem. *J. Oper. Res. Soc.*, 47(2), 329-336, 1996.
- [188] Renaud J., Bolduc M.C., Laporte G., Boctor F. A tabu search heuristic for the split delivery vehicle routing problem with production and demand calendars. *Eur. J. Oper. Res.*, 202, 122–130, 2010.
- [189] Repoussis P.P., Tarantilis C.D., Bräysy O., Ioannou G. A hybrid evolution strategy for the open vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 37(3), 443-455, 2010.
- [190] Resende M.G.C., Ribeiro C.C. GRASP : advances, hybridizations and applications. In Gendreau M., Potvin J-Y., *Handbook of Metaheuristics*. Springer, 283-319, 2010.
- [191] Rizzoli A.E., Montemanni R., Lucibello E., Gambardella L.M. Ant colony optimization for real-world vehicle routing problems. *Swarm Intelligence*, 1(2), 135–151, 2007.
- [192] Ronen D. Dispatching petroleum products. *Oper. Res.*, 43(3), 379-387, 1995.
- [193] Rota-Franz K., Thierry C., Bel G. Gestion des flux dans les chaînes logistiques. In *Performances industrielles et gestion des flux* (Burlat P., Campagne J.P.), Hermès Traitée IC2, 153-186, 2001.
- [194] Ruiz R., Maroto C., Alcaraz J. A decision support system for a real vehicle routing problem. *Eur. J. Oper. Res.*, 153(3), 593-606, 2004.
- [195] Russell R.A., Chiang W.C. Scatter search for the vehicle routing problem with time windows. *Eur. J. Oper. Res.*, 162(2), 606-622, 2006.
- [196] Sassi O., Cherif-Khettaf W., Oulamara A. Iterated tabu search for the mix fleet vehicle routing problem with heterogenous electric vehicles. In Le Thi H.A., Pham Dinh T., Nguyen N.T. *Modelling, computation and optimization in information systems and management sciences. Advances in Intelligent Systems and Computing*, 359, 57–68, 2015.
- [197] Schiffer M., Walther G. The electric location routing problem with time windows and partial recharging. *Eur. J. Oper. Res.*, 260, 995-1013, 2017.

- [198] Schneider M., Stenger A., Goeke D. The electric vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *Transport. Sci.*, 48(4), 500–520, 2014.
- [199] Schneider M., Stenger A., Hof J. An adaptive VNS algorithm for vehicle routing problems with intermediate stops. *OR Spectrum* 37(2), 353–387, 2015.
- [200] Schwefel H.P. Evolution strategies : A family of non-linear optimization techniques based on imitating some principles of organic evolution. *Ann. Oper. Res.*, 1, 165-167, 1984.
- [201] Smith J.C. A genetic algorithm approach to solving a multiple inventory loading problem. *Int. J. Ind. Eng-App. P.*, 10, 7—16, 2003.
- [202] Solomon M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints. *Oper. Res.*, 35(2), 254-265, 1987.
- [203] Stützle T. Local search algorithms for combinatorial problems : Analysis, improvements and new applications. Thèse de doctorat, Technischen Universität Darmstadt, Darmstadt, Allemagne, 1998.
- [204] Surjandari I., Rachman A., Dianawati F., Wibowo R.P. Petrol delivery assignment with multiproduct, multidepot, split deliveries and time windows. *Int. J. Mod. Opt.* 1, 375-379, 2011.
- [205] Suzuki Y. A new truck routing approach for reducing fuel consumption and pollutants emission. *Transport. Res. D-Tr. E.*, 16(1), 73-77, 2011.
- [206] Taillard E. Parallel iterative search methods for vehicle routing problems. *Networks*, 23(8), 661-673, 1993.
- [207] Taillard E., Badeau P., Gendreau M., Guertin F., Potvin J.Y. A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with soft time windows. *Transport. Sci.*, 31(2), 170-186, 1997.
- [208] Talbi E.G. A taxonomy of hybrid metaheuristics. *J. Heur.*, 8, 541-564, 2002.
- [209] Tan K.C, Lee L.H., Q.L. Zhu, Ou K. Heuristics methods for vehicle routing problem with time windows. *Artif. Intell. Eng.*, 281-295, 2000.
- [210] Tan K.C. A framework of supply chain management litterature. *J. Purch. supply Manag.*, (7)39-68, 2001.



- [211] Tan K.C., Lee L.H., Ou K. Artificial intelligence heuristics in solving vehicle routing problems with time window constraints. *Eng. Appl. Artif. Intell.*, 14(6), 825-837, 2001a.
- [212] Tan K.C., Lee L.H., Ou K. A messy genetic algorithm for the vehicle routing problem with time window constraints. *IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 1, 679-686, 2001b.
- [213] Tan K.C., Chew Y.H., Lee L.H. A hybrid multiobjective evolutionary algorithm for solving vehicle routing problem with time windows. *Comput. Optim. Appl.* 34(1), 115-151, 2006.
- [214] Tang J., Zhang J., Pan Z. A scatter search algorithm for solving vehicle routing problem with loading cost. *Expert Syst. Appl.*, 37(6), 4073-4083, 2010.
- [215] Tang-Montané F.A., Galvão R.D. A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service. *Comput. Oper. Res.*, 33(3), 595-619, 2006.
- [216] Taqa Allah D., Renaud J., Boctor F.F. Le problème d'approvisionnement des stations d'essence. *Journal Européen des Systèmes Automatisés* 34, 11-33, 2000.
- [217] Taylor D.A. *Supply chains : A manager's guide*. Addison Wesley, USA, 2003.
- [218] Thangiah S.R. Vehicle routing with time windows using genetic algorithms. *Handbook of Genetic Algorithms : New frontiers*, 2, 253-277, 1995.
- [219] Thierry C. *Gestion des chaînes logistiques : Modèle et mise en oeuvre pour l'aide à la décision à moyen terme*. Accreditation to supervise research, University of Toulouse II, 2003.
- [220] Toth P., Vigo D. *The vehicle routing problem*. Society for Industrial Mathematics, Philadelphia, PA, USA, 2002.
- [221] Toth P., Vigo D. The granular tabu search and its application to the vehicle routing problem. *INFORMS J. Comput.*, 15(4), 333-346, 2003.
- [222] Toth P., Vigo D. *Vehicle routing : problems, methods, and application (2nd Ed.)*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, 2014.
- [223] Treuil J.P., Drogoul A., Zucker J.D. *Modélisation et simulation à base d'agents : Exemples commentés, outils informatiques et questions théoriques*. Dunod, 2008.

- [224] Triki C. Solution methods for the periodic petrol replenishment problem. *J. Eng. Res-Kuwait*, 10(2), 69-77, 2013.
- [225] Triki C., Al-Hinai N., Kaabachi I., Krichen S. An optimization framework for combining the petroleum replenishment problem with the optimal bidding in combinatorial auctions. *Int. J. Supply. Oper. Manage.* 3(2), 1318-1331, 2016.
- [226] Van der Bruggen L., Gruson R., Solomon, M. Reconsidering the distribution of gasoline products for a large oil company. *Eur. J. Oper. Res.*, 81(3), 460-473, 1995.
- [227] Vidal T., Crainic T.G., Gendreau M., Prins C. Heuristiques pour les problèmes de tournées de véhicules multi-attributs. *CIRRELT-2011-12*, 2011.
- [228] Vidal T., Crainic T.G., Gendreau M., Lahrichi N., Rei W. A hybrid genetic algorithm for multi-depot and periodic vehicle routing problems. *Oper. Res.*, 60(3), 611-624, 2012.
- [229] Vidal T., Crainic T.G., Gendreau M., Prins C. A hybrid genetic algorithm with adaptive diversity management for a large class of vehicle routing problems with time windows. *Comput. Oper. Res.*, 40(1),475-489, 2013.
- [230] Vidović M., Popović D., Ratković B. Mixed integer and heuristics model for the inventory routing problem in fuel delivery. *Int. J. Prod. Econ.*, 147, 593–604, 2014.
- [231] Wang H., Cheu R.L. Operations of a taxi fleet for advance reservations using electric vehicles and charging stations. *J. Transport. Res. Board.*, 2352, 1-10, 2012.
- [232] Wanga C.H., Lub J.Z. A hybrid genetic algorithm that optimizes capacitated vehicle routing problems. *Expert Syst. Appl.*, 36(2), 2921-2936, 2009.
- [233] Wassan N.A., Salhi S., Imran A. The multi-depot vehicle routing problem with heterogeneous vehicle fleet : Formulation and a variable neighborhood search implementation. *Comput. Oper. Res.*, 52, Part B, 315-325, 2014.
- [234] Worley O., Klabjan D. Simultaneous vehicle routing and charging station siting for commercial electric vehicles. In : *IEEE International Electric Vehicle Conference*, Greenville, SC, 1-3, 2012.
- [235] Xiao Y., Zhao Q., Kaku I., Xu Y. Development of a fuel consumption optimization model for the capacitated vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 39(7), 1419-1431, 2012.

- [236] Yang J., Zhuang Y. An improved ant colony optimization algorithm for solving a complex combinatorial optimization problem. *Appl. Soft Comput.*, 10(2), 653-660, 2010.
- [237] Yang J., Sun H. Battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles. *Comput. Oper. Res.*, 55, 217-232, 2015.
- [238] Yu B., Yang Z.Z. An ant colony optimization model : The period vehicle routing problem with time windows. *Transport. Res. E-Log.*, 47(2), 166-181, 2011.
- [239] Yuceer U. A multi-product loading problem : A model and solution method. *Eur. J. Oper. Res.*, 101 (3), 519–531, 1997.
- [240] Yuceer U., Ozakca A. A truck loading problem. *Comput. Indust. Eng.*, 58(4), 766–773, 2010.
- [241] Zachariadis E.E., Kiranoudis C.T. A strategy for reducing the computational complexity of local search-based methods for the vehicle routing problem. *Comput. Oper. Res.*, 37(12), 2089-2105, 2010.
- [242] Zhanga Z., Chea O., Cheangb B., Lim A., Qin H. A memetic algorithm for the multiperiod vehicle routing problem with profit. *Eur. J. Oper. Res.*, 229(3), 573–584, 2013.
- [243] Zhu Q., Qian L., Li Y., Zhu S. An improved particle swarm optimization algorithm for vehicle routing problem with time windows. In *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 1386-1390, Vancouver-BC, 2006.