

N° 05/2019

THESE DE DOCTORAT

En vue de l'obtention du grade de Docteur de l'Université Sidi Mohamed Ben Abdellah, Maroc et de
Normandie Université, France

Présentée par

Nisrine MOUHRIM

Discipline : Mathématiques et Informatique

Spécialité : Recherche Opérationnelle et Informatique

Contribution au Développement de Transport Vert : Proposition d'un Plan de Recharge par Segments des Véhicules Électriques - Étude d'un problème de Tournées de Véhicules Mixtes

Thèse présentée et soutenue le 09 mars 2019 devant le jury composé de :

Mr. BENAINI Abdelhamid	PU	Université Le Havre Normandie, Le Havre, France	Président
Mr. OULAMARA Ammar	PU	Université de Lorraine, France	Rapporteur
Mr. EL FALLAHI Abdellah	PES	ENSA, Tétouan, Maroc	Rapporteur
Mr. HILALI Abdelmajid	PES	FST, Fès, Maroc	Rapporteur
Mr. KOUKAM Abderrafiaa	PU	UTBM, Belfort, France	Examinateur
Mme. DKHISSI Btissam	PH	ENSA, Tétouan, Maroc	Examinatrice
Mr. BOUKACHOUR Jaouad	HDR	Université Le Havre Normandie, Le Havre, France	Co-directeur
Mr. EL HILALI ALAOUI Ahmed	PES	FST, Fès, Maroc	Directeur

Laboratoire d'accueil : Laboratoire de Modélisation et Calcul Scientifique et Laboratoire de
Mathématiques Appliquées du Havre

Etablissement : Faculté des Sciences et Techniques de Fès et Université Le Havre Normandie

Ce travail s'inscrit dans le cadre d'une thèse en cotutelle entre l'Université Sidi Mohammed Ben Abdellah de Fès, Maroc et l'Université du Havre Normandie, France et préparé au sein du Laboratoire Modélisation et Calcul Scientifique (LMCS) de la Faculté des Sciences et Techniques de Fès (FSTF) et le Laboratoire de Mathématiques Appliquées du Havre (LMAH) de l'Université du Havre.

Cette thèse a été dirigée par **Ahmed EL HILALI ALAOUI** Professeur de l'Enseignement Supérieur à la FST de Fès et **Jaouad BOUKACHOUR**, Maître de Conférences et Habilité à Diriger des Recherches à l'Université du Havre.

Les travaux de cette thèse ont fait l'objet d'un ensemble de publications dans des revues scientifiques. La préparation de ces travaux a été accompagnée d'un nombre de présentations dans des congrès nationaux et internationaux (SCAMS, ROADEF, GOL, ...) ainsi que dans des colloques, des journées et des rencontres scientifiques nationaux (RLMCS, ...).

Une partie de nos recherches a été financée par la région Normandie en France, dans le cadre du projet « Green Truck » porté par le GPMH, ainsi que par une bourse de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique au Maroc.

REMERCIEMENT

A travers ces lignes, je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de cette thèse.

Je commence par exprimer ma profonde gratitude à mon encadrant de thèse Professeur Ahmed EL HILALI ALAOUI, grâce à votre grande disponibilité, votre rigueur scientifique et vos précieux conseils pendant les années de thèse, de master et de licence, j'ai pu acquérir une bonne connaissance et savoir-faire dans ce domaine. Vos qualités humaines, vos encouragements continus et votre confiance étaient ma source de motivation. Le travail à vos côtés m'a honoré.

Mes remerciements vont également à mon co-encadrant de thèse Professeur Jaouad BOUKACHOUR pour les opportunités qui m'ont offert et qui m'ont beaucoup rajouté tant au niveau professionnel que personnel. Je le remercie aussi pour la qualité de son encadrement ainsi que pour ses nombreuses relectures et corrections de mes manuscrits.

Mes remerciements sincères vont à monsieur Abdelmajid HILALI qui a accepté de juger mon travail. Je suis reconnaissante pour les remarques enrichissantes que vous m'avez accordées.

J'exprime ma profonde gratitude à monsieur Abdellah FALLAHI pour avoir accepté de rapporter cette thèse. Je le remercie pour toute l'attention qu'il a portée à ce travail et pour son déplacement afin de juger mon travail.

Un remerciement chaleureux à monsieur Ammar OULAMARA qui a accepté de faire partie du jury en tant que rapporteur.

Je ne puis oublier Mme Btissam DKHISSI et Mr Abderrafaa KOUKAM pour le temps

qui ont consacré à l'examen de mon rapport de thèse. Soyez assuré, Madame, Monsieur, de toute mon estime et de mon immense respect.

Je remercie cordialement Mr Abdelhamid BENAINI pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant d'être président de mon jury de thèse.

J'en profite de l'occasion pour remercier mes collègues du laboratoire de modélisation et calcul scientifique pour toutes ces années de partage, d'amitié, de fraternité et de solidarité et plus spécialement ma chère collègue et amie Amina. Je n'oublie pas non plus mon amie Fatima Zahra et toutes celles avec qui j'ai partagé ces années d'étude.

J'adresse aussi mes profonds remerciements à ma famille et spécialement mes parents, qui m'ont soutenu tout au long de mes études et dont je serai indéfiniment redevable. Je souhaite également exprimer ma reconnaissance envers ma sœur Meryem et mon frère Si Mohammed pour leur soutien sans faille, leur encouragement et leur amour inconditionnel. Ainsi, je suis tout particulièrement reconnaissante à mon beau-frère My Ahmed ACHHIFI pour son aide lors de la relecture de mes travaux.

“I learned that courage was not the absence of fear, but the triumph over it. The brave man is not he who does not feel afraid, but he who conquers that fear”.

NELSON MANDELA

La mise en œuvre des véhicules électriques dans le secteur du transport de fret présente une solution durable qui répond aux objectifs environnementaux et économiques. Cette thèse s’oriente dans cette direction, elle porte sur l’étude des problèmes de transport électrique selon deux niveaux décisionnels à savoir le niveau stratégique et le niveau opérationnel.

Au niveau stratégique, nous traitons le problème d’allocation des segments de recharge des véhicules électriques par des ondes électromagnétiques. Pour cela, nous proposons une modélisation du problème sous forme de programme mathématique mixte en nombre entier qui tient compte de la particularité du réseau routier et du véhicule. L’objectif est de déterminer ; dans un réseau qui se compose de plusieurs chemins ; une allocation stratégique qui constitue un compromis entre le coût d’achat du matériel de recharge et le coût de la batterie en satisfaisant un ensemble de contraintes liées au fonctionnement du système lors de l’exploitation et qui garantissent l’arrivée du véhicule à sa destination sans rupture de charge. Ainsi, nous montrons l’utilité de nos travaux dans un contexte industriel à travers le projet ‘Green Truck’. Ce projet consiste à remplacer les camions à combustion par les camions électriques ; adapté à la technologie d’alimentation par induction ; dans la zone industrialo-portuaire du Havre. Dans cette optique et dans un premier temps, nous traitons le problème d’installation des segments de recharge dynamique. Dans un deuxième temps, nous intégrons le mode de rechargement statique dans la stratégie d’allocation. Nous adoptons la version multi-objective de l’algorithme d’optimisation par essaim de particules pour résoudre le problème. En effet, l’algorithme a montré sa robustesse et son efficacité vis-à-vis de problèmes d’optimisation non-linéaires. Après la linéarisation de notre modèle, nous comparons les résultats obtenus avec ceux issus à partir du solveur CPLEX. Nous montrons la validité des résultats obtenus à travers leur analyse et leur discussion.

Au niveau opérationnel, nous étudions le problème de tournées de véhicules dans le cas d'une flotte mixte composée de véhicules électriques et à combustion, ce qui est un véritable réseau industriel rencontré dans la pratique. La particularité de notre travail réside dans la considération du cas où les émissions sont limitées par un système de plafonnement d'émissions pour les véhicules conventionnels. Afin de résoudre le modèle mathématique que nous avons élaboré, nous avons inclus trois heuristiques dans l'algorithme SPEA-II qui répondent aux contraintes engendrées par la batterie limitée des véhicules électriques. Après l'analyse des performances de l'algorithme résultant, nous concluons que l'approche de résolution permet d'achever des résultats compétitifs.

Mots clés : véhicules électriques, recharge par induction, tournée de véhicule électrique, programmation mathématique, optimisation multi-objective, méta-heuristiques, MPSO, SPEA-II.

The implementation of electric vehicles in the freight transport sector presents a sustainable solution that meets environmental and economic objectives. This thesis is oriented in this direction, it deals with the study of the problems of electric transportation according to two decisional levels namely the strategic and operational levels.

At the strategic level, we study the problem of the location of the wireless charging infrastructure in a transport network composed of multiple routes between the origin and the destination. To find a strategic solution to this problem, we first and foremost propose a nonlinear integer programming solution to reach a compromise between the cost of the battery, which is related to its capacity, and the cost of installing the power transmitters, while maintaining the quality of the vehicle's routing. Thus, we show the utility of our work in an industrial context through the 'Green Truck' project. This project consists of replacing diesel trucks by inductive trucks in the industrial-port area of Le Havre. Initially, we are dealing with the problem of allocation of dynamic charging segments. In a second step, we integrate the static reload mode in the allocation strategy. We adapt the multi-objective particle swarm optimization (MPSO) approach to our problem, as the particles were robust in solving nonlinear optimization problems. Since we have a multi-objective problem with two binary variables, we combine the binary and discrete versions of the particle swarm optimization approach with the multi-objective one. To assess the quality of solutions generated by the PSO algorithm, the problem is transformed into an equivalent linear programming problem and solved with CPLEX optimizer. The results are analyzed and discussed in order to point out the efficiency of our resolution method.

At the operational level, we study a new version of the vehicle routing problem with a mix fleet of electric and combustion vehicles, which is a real industrial network encountered in practice. The particularity of our work lies in the consideration of the case where emissions are limited by an emission cap system for conventional vehicles. In order to solve

the mathematical model that we have developed, we have included three heuristics in the SPEA-II algorithm that respond to the constraints generated by the limited battery of electric vehicles. After analyzing the performance of the resulting algorithm, we conclude that the resolution approach achieves competitive results.

TABLE DES MATIÈRES

Avant propos	3
Remerciement	4
Résumé	9
Abstract	11
Table des matières	13
Table des figures	16
Liste des tableaux	18
Liste des abréviations	19
Introduction générale	21
1 Logistique verte comme stratégie mondiale et bénéfice écologique	25
1.1 Introduction	26
1.2 Généralité sur les émissions de gaz à effet de serre	27
1.2.1 Émissions de gaz à effet de serre par pays	27
1.2.2 Émissions de gaz à effet de serre par secteur	28
1.2.3 Émissions de gaz à effet de serre par mode de transport	30
1.3 Chaîne logistique verte	32
1.3.1 Conception de la chaîne logistique verte	32
1.3.2 Logistique inverse	34
1.3.3 Logistique verte et Transport	35
1.4 Véhicules électriques : pilier de la logistique verte	39
1.4.1 Aperçu historique	39

1.4.2	Types de véhicules électriques	40
1.4.3	Modes de recharge	44
1.5	Les problèmes de tournées de véhicules électriques	46
1.5.1	Position du problème	46
1.5.2	Formulation mathématique	46
1.6	Conclusion	49
2	Optimisation d'une infrastructure de recharge par induction mixte dans un réseau de transport à chemins multiples : le port du Havre comme cas d'étude	50
2.1	Introduction	51
2.2	Problème d'allocation des segments de recharge par induction dans un réseau de transport à chemins multiples	53
2.2.1	État de l'art	53
2.2.2	Problème d'optimisation combinatoire Multi-objectif	57
2.2.3	Présentation du système	60
2.2.4	Description du problème	63
2.2.5	Modèle mathématique	65
2.3	Étude de cas : Allocation des segments de recharge par induction dans la zone industrialo-portuaire du Havre	70
2.3.1	Objectif zéro émission	70
2.3.2	Réseau de transport étudié	71
2.4	Approche de résolution	73
2.4.1	Algorithme de PSO classique	73
2.4.2	PSO Binaire et Discrète	74
2.4.3	PSO multi-objectif	76
2.4.4	Réglage des paramètres	77
2.5	Résultats numériques et discussion	78
2.6	Conclusion	81
3	Allocation stratégique des segments de recharge par induction dans le port du Havre : mode de recharge dynamique	83
3.1	Introduction	84
3.2	Description du problème	84
3.2.1	Modèle mathématique	85
3.2.2	Linéarisation du modèle mathématique	88
3.3	Approche de résolution	90
3.3.1	Solution initiale	91
3.4	Étude de cas : Port du Havre	92

3.4.1	Données du réseau de transport	92
3.4.2	Résultats expérimentaux et discussion	95
3.5	Conclusion	100
4	Modélisation et résolution du problème de tournées de véhicules élec-	
	triques et à combustion soumis à un quota d'émissions : Résolution par	
	SPEA-II	102
4.1	Introduction	103
4.2	Protocole de Kyoto et quotas d'émissions	104
4.2.1	Protocole de Kyoto	104
4.2.2	Allocation des quotas d'émission	106
4.2.3	Règles d'allocation des quotas d'émission	107
4.2.4	Mécanismes coopératifs	109
4.3	Revue de la littérature	109
4.4	Modèle mathématique type	113
4.4.1	Paramètres et notations	113
4.4.2	Les variables de décision	114
4.4.3	Objectifs	114
4.4.4	Contraintes	117
4.5	Mécanisme d'adaptation de l'approche de résolution	120
4.5.1	Description de l'approche de résolution : SPEA-II	121
4.5.2	Codage des solutions	124
4.5.3	Solution Initiale	125
4.5.4	Croisement	126
4.5.5	Mutation	133
4.6	Résultats numériques et discussion	133
4.6.1	Paramètres de l'algorithme SPEA-II	134
4.6.2	Instances	134
4.6.3	Résultats et discussion	135
4.7	Conclusion	143
	Conclusion générale et perspectives	145
	Bibliographie	149

TABLE DES FIGURES

1.1	Émissions de CO ₂ par habitant. Source : COP23	27
1.2	Émissions de CO ₂ par région. Source : [OECD, 2017]	28
1.3	Émissions mondiales de gaz à effet de serre par secteur économique. Source : [IPCC, 2014]	30
1.4	Émissions de GES par mode de transport et par type de transport routier en Union Européenne. Source : Agence Européenne pour l'Environnement (EEA)	31
1.5	La structure en réseau de la logistique directe/inverse intégré [Mir et al., 2009]	34
1.6	Ventes des véhicules électriques par type et par pays. Source : EVI, Mark- Lines Database	41
1.7	Types de véhicules électriques	44
2.1	Exemple de réseau de transport étudié	57
2.2	Formes les plus courantes de surfaces de compromis dans le cas de deux objectifs [Collette and Siarry, 2002]	59
2.3	Illustration des différentes composantes de la surface de compromis	60
2.4	Fonctionnement du Système OLEV	61
2.5	Pente de la route selon le sens (montée ou décente)	63
2.6	Réseau de transport segmenté	64
2.7	Types de segments	65
2.8	Duboc-Roulier-Duboc	72
2.9	Duboc-Atlantique-Roselière-Duboc	72
2.10	Duboc-Roulier-TDF-Duboc	72
2.11	Graphe représentant le réseau de transport	73
2.12	Organigramme de PSO classique	74
2.13	Représentation du front Pareto obtenu	80

3.1	Exemple d'application des contraintes (3.6) et (3.7)	87
3.2	Réseau de transport du port du Havre	93
3.3	Visualisation des résultats de l'arc 23 avec une capacité de batterie de 19 <i>kWh</i>	98
3.4	Similitude relative entre la puissance requise P_{bat} , PSA et le nombre de segments actifs SA sur chaque arc	99
4.1	Système d'échange de quotas d'émissions de CO_2 de l'UE	106
4.2	Allocation des quotas d'émission ([Viguiet et al., 2006])	107
4.3	Exemple de tournées de VE et VC	112
4.4	Illustration de la solution optimale pour chaque objectif	116
4.5	Solution de compromis	117
4.6	Exemple de calcul de la force et la fitness brut	122
4.7	Illustration du mécanisme de troncation pour une archive de taille six . . .	124
4.8	Codage d'une solution	125
4.9	Exemple de croisement de deux tournées de type différent	127
4.10	Exemple d'illustration de l'heuristique 3	133
4.11	Illustration de l'opérateur de mutation	133
4.12	Mesure de la progression des fonctions objectifs	143

LISTE DES TABLEAUX

2.1	<i>Nombre de segments composant chaque arc</i>	78
2.2	<i>Autres données</i>	79
2.3	<i>Coûts des solutions</i>	79
2.4	<i>Allocation des segments actifs pour la solution 1</i>	80
2.5	<i>Allocation des segments actifs pour la solution 2</i>	81
2.6	<i>Allocation des segments actifs pour la solution 3</i>	81
3.1	<i>Nombre de segments composant chaque arc</i>	94
3.2	<i>Résultats pour $I_{bat} = 17$ kWh</i>	96
3.3	<i>Résultats pour $I_{bat} = 19$ kWh</i>	96
3.4	<i>Résultats pour $I_{bat} = 21$ kWh</i>	97
3.5	<i>Résultats pour $I_{bat} = 24$ kWh</i>	97
3.6	<i>Comparaison entre l'allocation MPSO et CPLEX</i>	100
4.1	<i>Conflits entre les objectifs</i>	116
4.2	<i>Description des paramètres utilisés</i>	135
4.3	<i>Résultats d'exécution des différentes instances</i>	136
4.4	<i>Résultats de la mesure relative</i>	141

LISTE DES ABRÉVIATIONS

Abréviation	Description
<i>AIE</i>	Agence Internationale de l'Énergie
<i>ALNS</i>	Adaptive Large Neighborhood Search
<i>BPSO</i>	Binary Particle swarm optimization
<i>C&R</i>	Clarke and Wright
<i>COP</i>	Conférence Annuelle des Parties
<i>CEVRP-TW</i>	Capacited Electric Vehicle Routing Problem- Time Window
<i>DoC</i>	Degré de Complexité
CO ₂	Dioxyde de Carbone
<i>EEA</i>	Dynamic Traveling Salesman Problem with Time Windows
<i>EVRP</i>	European Environment Agency
<i>FHEV</i>	Full Hybrid Electric Vehicles
<i>GES</i>	Gaz à Effet de Serre
<i>GPL</i>	Gaz de Pétrole Liquéfié
<i>GPMH</i>	Grand Port Maritime du Havre
<i>G-VRP</i>	Green Vehicle Routing Problem
<i>Inter</i>	Intersection
<i>IPCC</i>	Intergovernmental Panel on Climate Change
<i>KAIST</i>	Korean Advanced Institute of Science and Technology

<i>km/h</i>	kiloWattheure
CH_4	Méthane
<i>MPSO</i>	Multi-Objective Particle Swarm Optimization
<i>MiVRP-EQ</i>	Mix Vehicle Routing Problem with Emissions Quota
<i>NO</i>	Nombre d'Onduleur
N_2O	Oxyde Nitreux
<i>PSO</i>	Particle Swarm Optimization
<i>OECD</i>	Organisation for Economic Co-operation and Development
<i>OLEV</i>	On-Line Electric Vehicles
<i>PAC</i>	Pile À Combustible
<i>PAES</i>	Pareto Archived Evolution Strategy
<i>PGI</i>	Progiciel de Gestion Intégré
<i>PHEV</i>	Plug-in Hybrid Electric Vehicls
<i>PIB</i>	Produit Intérieur Brut
<i>PSO</i>	Particle swarm optimization
<i>PSA</i>	Pourcentage de Segments Actifs
<i>SA</i>	Segments Actifs
<i>SOC</i>	State of Charge
<i>SPEA-II</i>	Strength Pareto Evolutionary Algorithm II
<i>TDF</i>	Terminal De France
<i>UE</i>	Union Européenne
<i>VE</i>	Véhicules Électriques
<i>VC</i>	Véhicules Conventionnels
<i>V2G</i>	Vehicle-to-Grid
<i>V2H</i>	Vehicle-to-Home
<i>WPT</i>	Wireless Power Transmitters
<i>RP</i>	Rond-point

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Les récentes publications statiques de l'Agence Internationale de l'Énergie (AIE) ont mis en lumière des chiffres évaluant les conséquences dramatiques du changement climatique. En effet, chaque année la pollution atmosphérique cause environ 6,5 millions de décès prématurés et de maladies graves. Les véhicules à moteur combustible rendent le transport responsable de près d'un quart (23%) des émissions mondiales de gaz à effet de serre (GES) liées à l'utilisation de l'énergie. Selon l'AIE, les émissions de gaz à effet de serre provenant des transports devraient augmenter d'au moins 20% d'ici 2030 et de près de 50% d'ici 2050, à moins que des mesures majeures ne soient prises.

Aujourd'hui l'apparition du e-commerce, l'émergence de la globalisation et l'expansion urbaine ont accru l'importance de la fonction transport dans la chaîne logistique. Avec la forte demande de transport, des questions se posent afin de répondre au défi « bon moment, bon endroit avec un coût optimal », parmi ces questions : fallait-il chercher les meilleurs acheminements, les meilleurs moyens de transport ou bien chercher le bon flux ?

L'externalisation de quelques fonctions logistiques, notamment le système de transport, a donné une certaine souplesse en mouvement, concrétisée grâce aux différents modes de transport et s'est reflétée au niveau de la croissance économique, le développement social et la mobilité intense que les personnes et les marchandises ont connu récemment. Néanmoins, la prise en conscience des dégâts environnementaux dont ce mouvement est responsable a déshonoré ce progrès. En effet, et en se basant sur le dimensionnement écologique, nous pouvons vite constater que le transport est non viable écologiquement vu qu'il s'alimente principalement des énergies fossiles et non renouvelable.

Partout dans le monde, les gouvernements essaient d'améliorer la technologie des véhicules en la rendant propre et respectueuse de l'environnement. À ce sujet, l'adoption des véhicules électriques semble une solution qui met en œuvre les objectifs climatiques. En

revanche, l'introduction des véhicules électriques dans le parc automobile a posé plusieurs problèmes stratégiques et opérationnels. Ces problèmes ont fait l'objet des travaux de recherche que nous avons menés à travers cette thèse.

L'émergence des véhicules électriques dans l'industrie automobile a mis en question plusieurs aspects qui ont constitués auparavant la fameuse recherche du plus court chemin. Ainsi, cette nouvelle technologie a poussé les chercheurs à réfléchir à propos d'un ensemble de mécanismes à savoir l'infrastructure et la gestion opérationnelle du parc automobile. Ces questions auxquelles s'ajoutent l'autonomie limitée de la batterie des véhicules électriques, leur prix initial d'achat et le temps long de recharge constituent la raison pour laquelle les véhicules électriques n'ont pas connu une large expansion.

Les problèmes de transport par véhicules électriques diffèrent des problèmes de transport par véhicules à combustion par plusieurs contraintes supplémentaires qui proviennent principalement de l'autonomie limitée qui caractérise les batteries des véhicules électriques. Ceci impose, au niveau stratégique, la recherche d'un compromis entre la taille de la batterie et l'installation des points de recharge et, au niveau opérationnel, la mise en question des contraintes élaborées par la visite impérative des stations de recharge.

Dans ce travail, nous contribuons au développement de transport par véhicules électriques, au niveau stratégique par la proposition d'un plan d'installation des segments de recharge et au niveau opérationnel par la recherche des meilleures tournées opérées par une flotte composée de véhicules électriques et de véhicules à combustion :

1. Niveau stratégique : les travaux effectués dans ce sens concernent l'allocation stratégique des segments de recharge par induction pour les véhicules électriques alimentés par induction. En effet, notre objectif est de proposer un recouvrement du réseau de transport qui optimise au mieux les coûts fixes relatifs aux coûts d'investissements en infrastructures de recharge ainsi que la capacité de la batterie qui permet d'alimenter le parc automobile tout au long du réseau électrique.
2. Niveau opérationnel : les décisions prises à ce niveau concernent la construction des tournées pour une flotte de véhicules électriques et à combustion qui optimise les coûts opérationnels. Le but est de réaliser une optimisation des tournées dans le sens de réduction de l'empreinte écologique tout en minimisant les coûts d'usage du parc électrique et à combustion.

Dans les différents niveaux décisionnels, nous prenons en compte dans nos études l'as-

pect réel de ces problèmes, ce qui nous a conduit à élaborer des modèles à caractère multi-objectif.

Le présent travail comporte une description du contexte général sur le transport écologique, la position des différents problèmes traités, la présentation des méthodes de résolution adoptées et les résultats expérimentaux obtenus. En plus d'une introduction, d'une conclusion générale et d'une bibliographie détaillée, le manuscrit est scindé en quatre chapitres :

Le premier chapitre est dédié à la présentation du contexte général de ce travail à savoir les problèmes écologiques causés par les émissions de gaz à effet de serre dues au transport ainsi que la résolution de ces problèmes. Plus précisément, nous définissons les différents types de données concernant les émissions de gaz à effet de serre par pays, par secteur et par mode de transport. Puis, nous déterminons le rôle de la logistique verte dans l'atténuation de l'empreinte écologique. Ainsi, nous verrons l'implication des véhicules électriques dans les préoccupations environnementales. Avant de clore ce chapitre, nous exposons la technologie des véhicules électriques, nous mettons le point sur son histoire, ses différents types et ses modes de recharge. Nous terminons par une conclusion.

Le deuxième chapitre définit le problème d'allocation stratégique des segments de recharge par induction dans un réseau de transport composé de plusieurs chemins, ainsi que le dimensionnement de la batterie des véhicules électriques circulant dans ce réseau. Les segments de recharge sont de type statique et dynamique. Nous présentons les travaux en liaison avec notre problème puis nous proposons un modèle mathématique multi-objectif. Comme le problème est NP-difficile, nous adoptons la méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO) avec sa version multi-objectif, entière et binaire pour le résoudre. Afin de montrer l'application de notre étude dans le monde réel nous prenons le port du Havre comme cas d'étude.

Dans le troisième chapitre, nous approfondissons davantage les recherches menées dans le deuxième chapitre en se focalisant sur les segments de recharge de type dynamique. Pour ce faire, nous proposons dans un premier temps une formulation mathématique sous forme d'un programme non linéaire en nombre entier. Ensuite, nous évaluons la qualité des solutions générées par l'approche PSO. Dans un deuxième temps, nous transformons le problème en un programme linéaire équivalent et nous le résolvons sur le solveur CPLEX. Enfin, nous présentons une validation du problème étudié.

Dans les chapitres deux et trois, nous nous sommes focalisés sur les problèmes stratégiques. Cependant, dans le quatrième chapitre nous étudions un problème opérationnel.

Nous mettons en particulier le point sur une nouvelle variante du problème de tournées de véhicules électriques que nous avons appelée : Problème de Tournées de Véhicules Mixtes sous Quotas d'Émissions (Mix Vehicle Routing Problem with Emission Quotas, MiVRP-EQ). Cette variante traite le problème de tournées de véhicules pour un parc électrique et conventionnel soumis à des quotas d'émission. Étant une variante du problème de tournée de véhicules, le problème traité appartenant à la classe NP-difficile. Nous commençons le chapitre par présenter le protocole de Kyoto qui a donné naissance à la loi d'allocation des émissions, ainsi que les différentes règles qui ont assuré la mise en œuvre de ce traité. Ensuite, nous étudions l'aspect multi-objectif qui caractérise le problème étudié. C'est dans ce contexte que nous proposons une formulation mathématique qui décrit à la fois l'aspect multi-objectif du problème et qui intègre les contraintes caractérisant chaque type de véhicule. La dernière partie de ce chapitre est dédiée à la résolution du modèle mathématique élaboré. Le principe de la méthode consiste à intégrer un ensemble d'heuristiques qui répondent aux caractéristiques de chaque type de véhicule dans l'algorithme d'optimisation multi-objectif SPEA-II (Strength Pareto Evolutionary Algorithm II). Avant de finir, nous présentons les résultats de cette étude sous forme d'une analyse des performances de l'algorithme résultant.

Nous achevons ce rapport, en soulignant l'apport académique et industriel des travaux de recherche que nous avons mené tout au long de cette thèse. Enfin, nous présentons les perspectives de recherche envisagées dans les travaux futurs.

CHAPITRE 1

LOGISTIQUE VERTE COMME STRATÉGIE MONDIALE ET BÉNÉFICE ÉCOLOGIQUE

1.1 Introduction

Avec l'émergence des problèmes environnementaux, la logistique verte est devenue une préoccupation pour les responsables de l'empreinte écologique, essentiellement les entreprises. Cet intérêt de plus en plus intense à la logistique verte est l'aboutissement de son fondement environnemental qui s'étale tout au long de la chaîne logistique. D'un côté, en partant de la conception, en passant par la production et la maintenance jusqu'à la distribution et la satisfaction du client final. D'un autre côté, la logistique verte veille à rendre propre le sens indirecte de la logistique classique (la logistique inverse).

L'objectif de la logistique verte est de promouvoir les efforts des différents secteurs à atténuer le changement climatique et en particulier de limiter l'augmentation de la température mondiale à moins de deux degrés Celsius. Les acteurs de nombreuses entreprises ont opté pour des politiques fortes fondées sur des nouveaux systèmes et des technologies puissantes, principalement le déploiement des véhicules à zéro émission. Le défi consiste à élaborer un changement pragmatique du secteur des transports à forte consommation de combustibles fossiles vers un secteur des transports à zéro émission.

Les véhicules électriques sont devenus non seulement un maillon de la logistique verte mais aussi une technologie en pleine évolution. En effet, afin de promouvoir l'économie à grande échelle des véhicules électriques, les industriels se sont focalisés sur deux enjeux qui semblent impératifs, à savoir : (i) la diversité des choix des véhicules électriques en matière de modèles, de types, de modes de recharge ainsi que de type de la batterie ; (ii) la diminution de l'anxiété de l'autonomie en garantissant une large disponibilité de l'infrastructure de recharge.

Ce chapitre présente les liens étroits entre les émissions de gaz à effet de serre, la logistique verte et la technologie des véhicules électriques. La première partie dévoile un bilan sur les émissions de gaz à effet de serre par pays, par secteur et par mode de transport. Quant à la deuxième partie, elle décrit les démarches de la logistique verte pour réduire les émissions de gaz à effet de serre, notamment l'empreinte carbone du transport. Enfin, la troisième partie expose la technologie des véhicules électriques à savoir son histoire, ses différents types et ses modes de recharge.

1.2 Généralité sur les émissions de gaz à effet de serre

1.2.1 Émissions de gaz à effet de serre par pays

La contribution de chaque pays aux émissions mondiales de gaz à effet de serre se calcule par rapport à sa population ainsi que son Produit Intérieur Brut (PIB) :

- **La population** : le calcul de la part de chaque individu en émissions de GES permet de quantifier son empreinte écologique. Ce calcul permet de faire apparaître les petits pays dans la liste des pays les plus émetteurs. Selon les rapports de la COP 23 (voir Figure 1.1), les pays de Golf comme Qatar ; qui émet 45,4 t de CO₂/an/habitant devant la Chine qui émet 7,5 t de CO₂/an/habitant ; font un exemple de ce cas de figure. En outre, la croissance de la population d'un pays entraîne l'augmentation de la demande en énergie d'une part. Par ailleurs, cette augmentation présente un facteur essentiel de la déforestation et de nombreux actes humains nuisibles à l'environnement.

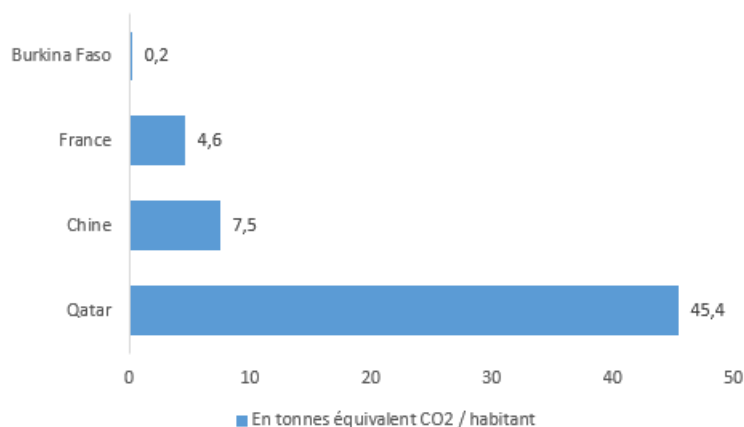


FIGURE 1.1: Émissions de CO₂ par habitant. Source : COP23

- **Le produit intérieur brut** : le PIB comme indicateur de la richesse et du niveau de production d'un pays, permet de donner un aperçu sur la consommation de l'énergie du pays et par la suite ses émissions en GES. Dans ce contexte, le niveau de croissance de la production illustre le degré de développement des secteurs économiques du pays. Ce développement induit une augmentation de la quantité des émissions de GES générée par l'ensemble des secteurs (voir la sous-section suivante).

Le diagramme ci-dessous (Figure 1.2) prouve ce qui précède. En effet, les deux plus grandes forces économiques, qui sont la Chine et l'Amérique, se situent, respectivement, en première et en deuxième position avec un total de 45% des émissions de GES mondial. En

troisième position, nous trouvons l'Asie hors Chine qui est connue par son niveau technologique.

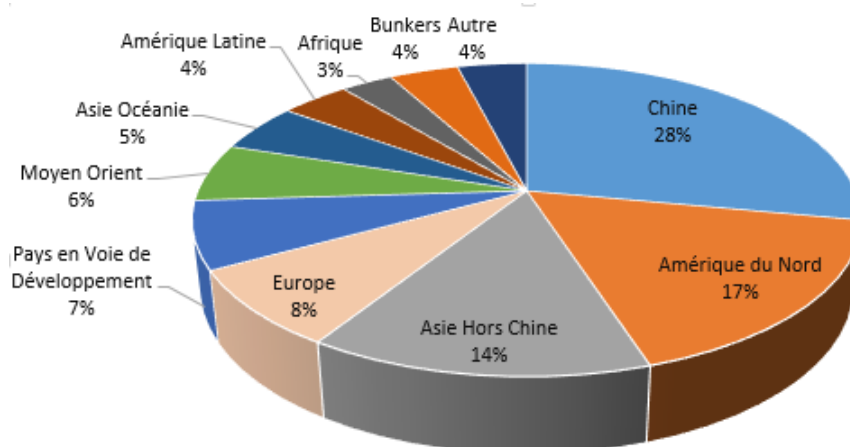


FIGURE 1.2: Émissions de CO₂ par région. Source : [OECD, 2017]

1.2.2 Émissions de gaz à effet de serre par secteur

Les émissions mondiales de gaz à effet de serre (GES) se répartissent en émissions sectorielles directes et indirectes (voir Figure 1.3). Alors que les émissions directes sont libérées par les sources utilisées lors des activités qui définissent un secteur donné, les émissions indirectes sont associées à l'usage d'une énergie dont l'origine est la combustion d'un combustible fossile comme l'électricité. De façon générale, les émissions directes et indirectes de chaque secteur se présentent comme suit :

- **Production d'électricité** : la production de l'électricité exige le brûlage d'un combustible fossile comme le charbon, le gaz naturel et le fuel. Les centrales à charbon sont les plus utilisées pour produire l'électricité, d'ailleurs elles sont les plus répandues, surtout en Chine et en Inde. Les centrales à charbon contribuent à la production de 40% de l'électricité mondiale. Néanmoins, le charbon est le plus grand émetteur de CO₂ relativement aux autres combustibles. En effet, la génération d'un kilowattheure (kWh) induit la centrale charbon à émettre 950 g de CO₂. Notons qu'il existe d'autres sources d'énergie électrique qui respectent plus les aspects environnementaux à savoir les centrales nucléaires, les centrales hydrauliques, les centrales solaires photovoltaïques, etc ;

- **Secteur industriel** : les émissions de gaz à effet de serre liées à l'industrie résultent principalement d'une transformation physique ou chimique d'une matière notamment solide, liquide ou gazeuse. Outre cela, la génération des déchets rejetés en air, en sol ou en eau ainsi que les bruits émis en air constituent un responsable supplémentaire de ces émissions. Si l'on considère en plus les émissions indirectes provenant du secteur industriel telles que la production de l'énergie et spécialement l'électricité, nous pouvons confirmer que le secteur industriel est parmi les secteurs les plus émetteurs du GES. En outre, le transport des aliments ainsi que l'énergie produite lors des activités agricoles constituent des libérations indirectes qui s'associent aux émissions directes dont ce secteur est responsable ;
- **Secteur d'agriculture** : l'élevage prend la grande part des émissions agricoles. En effet, la digestion du bétail est à l'origine des émissions de méthane. Ainsi, la fermentation des déjections animales est la source du gaz de méthane, sans négliger l'épandage d'engrais chimiques spécialement les azotés qui causent l'émission de Protoxyde d'azote. En plus, la culture de sols organiques cause la déforestation et par la suite une grande quantité de carbone qui constitue 50% des arbres abattus ou brûlés se libère dans l'atmosphère. En outre, le transport des aliments ainsi que l'énergie produite lors des activités agricoles constituent des libérations indirectes qui s'associent aux émissions directes dont ce secteur est responsable ;
- **Secteur du bâtiment** : les émissions libérées par ce secteur commencent dès la production d'un bâtiment (résidentiel ou tertiaire), en passant par l'exploitation et la rénovation, jusqu'à sa fin de vie. Lors de la construction, les émissions proviennent de la production de l'énergie et de l'exploitation du matériel utilisé au cours du processus, tel que l'électricité et le ciment. Tout au long de la réhabilitation du bâtiment, l'usage quotidien des équipements mobiliers tel que le chauffage et la climatisation contribue à une grande partie de ces émissions. Par ailleurs, la localisation des bâtiments a une influence sur la quantité des émissions résultante du transport ;
- **Secteur de transport** : la combustion de carburant est la source principale de l'énergie du transport des personnes et des marchandises. C'est ainsi que le transport à travers ses différents modes contribue aux émissions de dioxyde et monoxyde de carbone, de méthane, d'oxydes d'azote, de la vapeur d'eau émise par les avions et de particules fines. Plus de détails sur les émissions provenant du secteur de transport, par mode de transport, seront présentés dans la sous-section suivante.

Dans le diagramme 1.3 figure les émissions de GES par secteur économique :

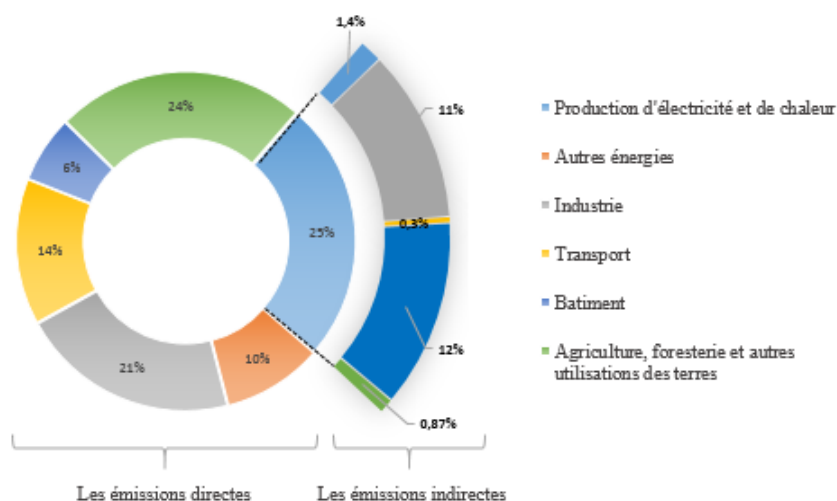


FIGURE 1.3: Émissions mondiales de gaz à effet de serre par secteur économique. Source : [IPCC, 2014]

1.2.3 Émissions de gaz à effet de serre par mode de transport

Les émissions de GES englobent les différents modes de transport (Figure 1.4). Ce sont les caractéristiques de chaque mode qui définissent sa contribution en émissions des GES. Nous explorons dans cette sous-section la contribution du transport dans les émissions de gaz à effet de serre, mode par mode :

- Transport aérien** : il est connu que le transport aérien est le mode le plus rapide pour le transport de personnes et de marchandises surtout ceux qui nécessitent une durée de transport courte tels que les médicaments et les fleurs. Néanmoins, ce mode de transport contribue avec une grande part aux émissions de gaz à effet de serre qui sont dues à la combustion du kérosène. Les émissions directes de ce mode se constituent, d'une part des émissions libérées lors de décollage et d'atterrissage, ces derniers constituent la grande partie des émissions globales d'un vol, d'ailleurs c'est pour cela qu'il est recommandé d'utiliser le transport aérien pour les grandes distances. D'autre part, en émissions libérées lors de la croisière. En plus du dioxyde de carbone (CO_2), les émissions, dont l'aviation est responsable, se composent d'oxydes d'azote (NO_x), de vapeur d'eau, d'aérosol, etc ;
- Transport maritime** : étant le mode le moins polluant en Europe selon l'Agence Européenne de l'Environnement (European Environment Agency, EEA), et en dépit de sa caractéristique de massification de flux, le transport maritime connaît une forte croissance économique. Cette croissance aura pour effet la hausse de sa part en émissions des GES. En effet, ce mode utilise des combustibles fossiles no-

tamment le mazout lourd et le diesel, ce qui génère principalement le dioxyde de carbone (CO_2), ainsi que l'oxyde de soufre (SO_x), l'oxyde d'azote (NO_x) et les particules fines (PM) ;

- **Transport ferroviaire** : le rail par sa qualité d'être moins énergivore se comptabilise parmi les modes de transport les moins polluants. Néanmoins, ce mode de transport contribue aux émissions de gaz à effet de serre étant donné que son énergie de traction des locomotives est en grande partie le gazole. Les émissions indirectes de ce mode proviennent principalement des tractions électriques ainsi que des équipements climatiques (le chauffage, la climatisation et la ventilation) et l'éclairage ;
- **Transport routier** : selon l'EEA, c'est le mode le plus émetteur de GES en Europe dans son ensemble. Plusieurs enjeux ont fait du transport routier un mode énergivore. D'une part, c'est le mode dont le pourcentage des véhicules particuliers est important. D'autre part, le profil de conduite, soit le démarrage à froid ou bien les redémarrages rapides lors des arrêts instantanés, amplifie les émissions.

L'organigramme ci-dessous illustre la répartition des émissions de GES par mode de transport :

Le problème des émissions de GES est devenu une occupation internationale, ce qui a

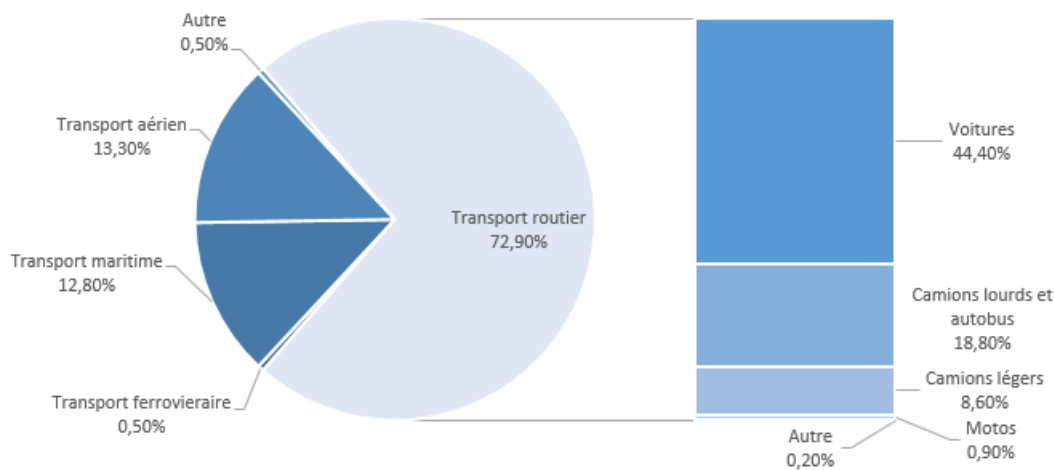


FIGURE 1.4: Émissions de GES par mode de transport et par type de transport routier en Union Européenne. Source : Agence Européenne pour l'Environnement (EEA)

amené les chercheurs et les industriels à s'investir dans le développement de la logistique verte.

1.3 Chaîne logistique verte

A l'encontre de la logistique classique qui se limite à optimiser le coût économique, la logistique verte est conçue pour intégrer à la fois les objectifs économiques et écologiques tout au long de la chaîne logistique. La logistique verte intervient depuis l'extraction de la matière première jusqu'au retour au producteur après la rétro-logistique.

La logistique verte a pour objectif l'association entre la logistique et l'environnement. Ainsi, introduire l'empreinte écologique dans la chaîne logistique prend place dans :

- La phase de conception du produit en choisissant une matière première écologique, biodégradable et recyclable, ou encore outrepasser les ressources épuisables en exploitant des ressources renouvelables.
- La phase de sélection du système de transport et de sa distribution qui doit être caractérisée par l'aspect écologique. Cette phase inclut la sélection des fournisseurs et des sous-traitants qui ont des stratégies qualifiées amies de l'environnement.
- La phase de post-acheminement en remettant à neuf les produits dangereux, défectueux et en fin de vie.

L'introduction de la touche environnementale dans les activités logistiques est devenue une stratégie marketing qui permet aux différents acteurs de la chaîne logistique de se différencier par rapport à leurs concurrents. Pour autant, la logistique verte a commencé à prendre d'autres formes, en dépassant la fonction de réduction de l'impact négatif de l'industrie sur l'environnement, à établir dans la chaîne logistique des activités qui contribuent à la reconstitution de l'environnement.

1.3.1 Conception de la chaîne logistique verte

La conception de la chaîne logistique verte se base sur un ensemble de décisions qui établissent le bon acheminement des activités qui engendrent la gestion des différents flux tout en respectant les contraintes environnementales. Nous pouvons classer ces décisions, selon l'intervalle de temps que prend leur effet, en trois catégories :

- **Décisions stratégiques vertes** : ce sont les décisions qui engagent les acteurs sur le long terme et elles ont un effet majoritairement durable. Étant donné que ces décisions conçoivent la structure de la chaîne, elles sont en général prises par les hautes hiérarchies (les gouvernements, les PDG, ...).

Les activités qui définissent les actions à réaliser à ce niveau portent sur : la localisation (entrepôts, usines et sites de production), les fournisseurs (caractéristiques, nombre, localisation, etc), les technologies vertes, etc. Les stratégies doivent tenir compte des contraintes de capacité budgétaire, d'environnement et de capacité de production. A travers ces décisions, l'aspect vert se révèle dans la minimisation de l'impact environnemental du transport qui relie les différentes installations. De surcroît, ces décisions vertes doivent intégrer ainsi l'allocation des installations qui servent à réaliser les objectifs de la logistique inverse ;

- **Décisions tactiques vertes** : ce sont les décisions qui engagent les acteurs sur le moyen terme et elles sont prises au sein de chaque entreprise. Ces décisions consistent à planifier le processus de recyclage ainsi que le traitement des retours et de gérer les stocks inverses. De plus, les décisions tactiques vertes concernent la gestion des déchets, leur traitement ainsi que leur tri. En outre, la participation des installations à des programmes environnementaux se considère parmi les décisions tactiques qui élaborent la touche verte dans la conception logistique ;
- **Décisions opérationnelles vertes** : engagent les acteurs sur le court terme. Ces décisions assurent la gestion optimale des différentes ressources. Au niveau matériel, elles permettent la bonne gestion du transport en optimisant les tournées et les véhicules, l'ordonnancement des tâches sur les machines, etc. Au niveau humain, ces décisions agissent sur l'affectation des horaires de personnels, la gestion des congés, la satisfaction des clients, etc. Au niveau technologique, elles permettent de choisir la technologie appropriée aux tâches ainsi que le dimensionnement de la technologie. De point de vue écologique, les décisions opérationnelles vertes concernent l'élaboration d'un plan de maintenance préventive, afin de maintenir la performance des équipements en ce qui concerne leur consommation du carburant et par la suite leur libération de GES. De surcroît, elles assurent la planification des tournées des véhicules en tenant compte de la quantité des émissions libérées. Ainsi, ces décisions permettent d'engendrer un tableau de bord de gestion environnementale et de choisir une combinaison entre les différents modes de transport qui respecte les normes écologiques.

La conception de la chaîne logistique s'avère une tâche complexe, puisque les décisions qui engendrent cette étape forment les piliers de la chaîne et doivent répondre à la stratégie concurrentielle des acteurs qui la composent. De cet effet, une grande attention de la part de la communauté scientifique s'apprête à cette étape. Plusieurs problèmes liés à cette conception se sont apparues et ont fait le sujet de plusieurs recherches scientifiques, à savoir les problèmes de localisation, d'affectation, de gestion de stock, de transport, etc.

1.3.2 Logistique inverse

Afin de relever les défis du changement climatique, réduire les coûts et diminuer l'impact environnemental de la production industrielle, la logistique inverse par son rôle de recyclage apparaît une bonne solution qui permet d'exploiter les produits en fin de vie, défectueux ou encore dangereux. L'ensemble de ces opérations s'effectuent en partant du client vers le producteur, d'où la qualification 'inverse' (Figure 1.5). L'importance de la logistique inverse s'est accrue compte tenu du fort développement d'E-commerce et de Progiciel de Gestion Intégré (PGI) étant donné qu'ils engendrent beaucoup de retours, cette importance l'a rendue l'une des fonctions que la logistique couvre. La notion de la

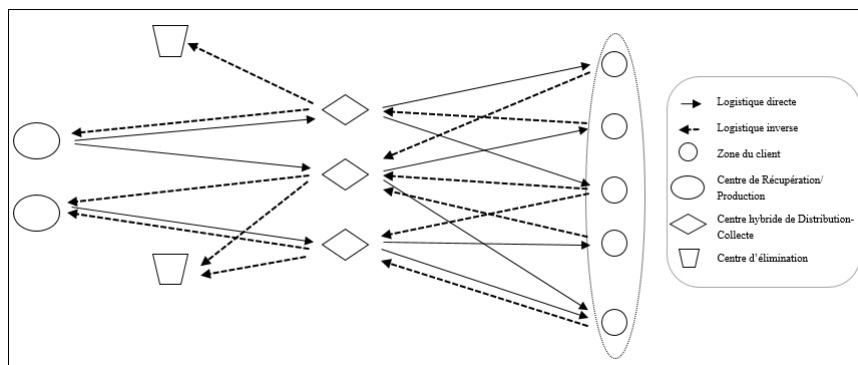


FIGURE 1.5: La structure en réseau de la logistique directe/inverse intégrée [Mir et al., 2009]

logistique inverse a été décrite de plusieurs manières par différents auteurs. Nous en avons extrait la définition de [Chouinard, 2003] : *‘Elle consiste à récupérer des biens du circuit commercial ou du consommateur même, de les orienter vers une nouvelle étape de leur existence et de les traiter dans le but d’en retirer le maximum de valeur en cherchant à les réintégrer sur le marché ou de les éliminer proprement. Par son champ d’action, on voudra assurer, entre autres, la gestion et la planification des activités de collecte, d’évaluation, de tri, de désassemblage, de redistribution de même que la gestion des stocks de produits neufs, récupérés et valorisés dans le but de réorienter les produits récupérés de manière efficiente dans leur cycle de vie’.*

La mise en œuvre de la logistique inverse a nécessité l’existence des entreprises spécialisées en récupération, en traitement, en recyclage et en distribution. Ces entreprises, quant à elles, demandent des coûts importants. Néanmoins, le coût de l’objet traité reste relativement moins coûteux qu’un objet vendu à l’état neuf.

1.3.3 Logistique verte et Transport

Dans la majorité des ouvrages scientifiques et industriels, nous remarquons que le transport est toujours lié à la logistique et que la majorité confond entre les deux concepts. Toutefois, la relation entre la logistique et le transport reste un élément complexe à décrire. Avant d'analyser le rapport entre les deux concepts, nous définissons dans ce qui suit l'élément transport ainsi que son rôle dans la logistique.

Le transport peut être défini comme le mouvement des matières, de personnes, des animaux, de marchandises d'un endroit à un autre. Ce déplacement se fait moyennant un mode de transport qui peut être routier, maritime, ferroviaire, aérien, pipeline ou encore une combinaison de ses modes. Le choix d'un mode de transport se fait en se basant sur deux mesures de performance qui sont l'efficacité et la réactivité. Quant à l'efficacité, les modes qui s'avèrent efficaces pour un décideur sont les moins coûteux. En revanche, les modes les plus réactives sont les plus rapides. A cet effet, le décideur se trouve devant deux objectifs conflictuels, choisir un mode de transport moins cher mais lent, ou bien un mode rapide pourtant coûteux. D'autres caractéristiques s'ajoutent aux modes de transport qui ont la capacité et la flexibilité, c'est pour cela que la sélection d'un mode de transport est un compromis à trouver entre l'ensemble de ces caractéristiques.

Tandis que le transport s'occupe du mouvement des produits et assure la liaison entre les différentes entités du système logistique. La logistique prend en charge un ensemble de fonctions telles que le transport, la gestion du fret, l'entreposage, l'emballage, la planification, la gestion et la coordination entre chaque composante du système.

1.3.3.1 Implication du transport dans la logistique verte

Le transport constitue un pont qui relie le producteur non seulement avec ses fournisseurs mais aussi avec ses clients. Ainsi, la fonction transport intervient dans la logistique verte en amont et en aval. En effet, avant tout, le transport assure le déplacement de la matière première entre les fournisseurs, les fournisseurs et les installations, ainsi qu'entre les installations et les sites d'entreposage et finalement entre les sites de stockages et les clients.

Pour tous ces rôles, nous pouvons dire que le transport représente la clé de voûte de la logistique verte. En outre, la relation entre la logistique et le transport reste complexe car le coût de transport affecte le montant global du système logistique. La relation étroite que la logistique verte entretienne avec le transport apparaît dans les liaisons suivantes :

- Le choix d'un mode de transport approprié à la nature du produit transporté permet d'optimiser l'outil d'emballage. En effet, le transport choisi définit le degré de protection requis et par la suite le type d'emballage nécessaire. L'optimisation des emballages représente un grand enjeu dans la préservation de l'environnement, puisque d'un côté ces emballages sont fabriqués par des ressources naturelles non-renouvelables, et d'un autre côté, après leur usage, ils deviennent nuisibles à l'environnement s'ils ne se sont pas recyclés ;
- La gestion d'approvisionnement permet de réduire les émissions liées au transport. En effet, la disponibilité de la matière première permet d'éviter des trajets inutiles. Dès lors, l'approvisionnement stratégique permet de contrôler l'énergie dépensée pour acheminer les achats du fournisseur au producteur ;
- L'acheminement des marchandises partant du producteur vers un point de stockage, ou bien de ce dernier vers le client contribue, quant à lui, à l'empreinte écologique du transport. Dans ce sens, le stock disponible ainsi que le nombre et la localisation des sites présentent des paramètres de la fonction des émissions liées au transport.

Les relations ci-dessus expliquent la raison pour laquelle les coûts de transport représentent approximativement un tiers à deux tiers des dépenses de logistique des entreprises et une grande partie des émissions dont elles sont responsables. Ainsi, le coût des produits est sensible au coût des éléments liés au transport à savoir le carburant et la technologie utilisée. Dans ce contexte, le transport semble être non seulement un véritable atout qui permet à l'installation de se différencier des concurrents mais aussi l'élément clé qui ajoute à travers son utilisation stratégique l'aspect vert à une chaîne logistique ordinaire.

Dès lors, le transport est l'élément crucial de la chaîne logistique verte, ce qui met en évidence le fait que sa qualité influence directement la quantité des émissions, la production et la vente. A cet égard, pour minimiser ces émissions tout en optimisant le coût de la chaîne logistique et en augmentant la compétitivité de l'installation, le logisticien doit planifier et optimiser tous les éléments liés au transport en prenant en considération, en plus de la consommation énergétique, les retards qui affectent le concept « juste à temps » de la logistique, le transport à vide, l'endommagement des produits lors du déplacement, la perte des produits, etc. En outre, l'accord d'une attention particulière au réseau du transport permettra de réaliser des gains énormes. Pour ce faire, il faut :

- Assurer une meilleure conception du réseau de transport, en garantissant une allocation optimale des sites de production, de stockage, d'entreposage, des fournis-

seurs et des clients ;

- Augmenter le nombre de sites logistiques afin d'approcher les distances entre les différents origines et destinations ;
- Choisir le moyen de transport qui répond aux exigences environnementales, à savoir, choisir une bonne combinaison de ces modes ;
- Contrôler les quantités livrées afin de bénéficier des avantages de l'économie d'échelle ;
- Assurer la maintenance des moyens de transport ;
- Éviter le transport à vide ;
- Optimiser le coût des tournées de véhicules.

1.3.3.2 Transport écologique : vers un transport durable et une logistique plus verte

A l'échelle internationale, le concept de durabilité fait l'objet depuis quelques années d'une attention particulière de la part de plusieurs secteurs. Notamment, le cadre de la durabilité s'est étalé au transport à travers la notion de transport durable. En effet, cette notion se base sur les trois dimensions de la durabilité à savoir la durabilité écologique, la durabilité économique et la durabilité sociale.

D'un point de vue social, un transport durable doit être accessible et d'une manière équitable à toute la population, quelle qu'en soit la localisation de ses individus, leurs conditions et leurs appartenances sociales. D'un point de vue économique, la durabilité de transport s'avère dans sa viabilité économique. Dans ce sens, le secteur de transport doit être opportun en matière d'offres de travail et aussi un environnement de collaboration entre plusieurs pays afin de développer la compétitivité et les compétences des installations. D'un point de vue écologique, un transport durable est censé d'être un bien qui respecte l'aspect épuisable des ressources naturelles, évite les émissions de gaz à effet de serre et préserve l'équilibre des écosystèmes.

Si l'on se focalise sur le dimensionnement écologique, nous pouvons confirmer que le transport n'est pas durable à cause de son caractère de non viabilité écologique. En effet, la source principale de l'énergie de ce secteur est la combustion de carburants fossiles qui est facteur principale des gaz à effet de serre. En surcroît, les carburants sont issus

majoritairement de pétrole qui est une énergie non renouvelable dont les réserves sont limitées. Ces facteurs s'opposent à quelques piliers de la durabilité à savoir le respect de l'environnement et des besoins des générations futures.

Pour surmonter les barrières écologiques qui freinent la durabilité du transport, il existe un ensemble de solutions dans la mesure où elles réduisent relativement les dépenses en carburant :

1.3.3.2.1 Les transports en commun :

Le tramway, le bus, le train et les métros représentent une solution écologique par leur capacité d'apaiser la circulation ainsi que d'atténuer l'apport du transport au réchauffement climatique.

1.3.3.2.2 Les transports actifs :

Bicyclette, marche, trottinette, planche à roulettes, rollers sont des moyen de transport complètement verts et idéals pour les courtes distances.

1.3.3.2.3 Les transports alternatifs :

- *Carburants alternatifs* : afin d'atténuer le danger de la combustion du carburant, d'autres alternatives peuvent être mises à profit. Ces alternatives se diffèrent selon leur composition et leur part d'émissions. Ainsi, nous citons quelques-uns : (1) Gaz naturel qui se compose d'un mélange d'hydrocarbures gazeux, il existe en plusieurs types et est présent dans des roches poreuses. Ce gaz a la qualité d'être moins énergivore du fait qu'il émet 20% de GES en moins que l'essence. (2) le biogaz qui est un méthane issu des matières organiques dont l'origine est les déchets agricoles et urbains. Il a aussi l'avantage d'être moins émetteur de CO₂ ainsi que des particules fines. (3) Gaz de Pétrole Liquéfié : communément connu sous l'appellation de (GPL), ce gaz se compose d'hydrocarbures légers, le propane et le butane, extraits de la distillation du pétrole et du gaz naturel. En plus d'être moins cher et pratique à l'usage, le GPL libère moins des GES par rapport à l'essence et au diesel ;
- *Véhicules électriques* ;
- *Véhicules hybrides*.

1.3.3.2.4 Autres transports :

Globalement, ils permettent de diviser la consommation de l'énergie par utilisateur. Parmi

ces transports, on trouve l'autopartage qui consiste à alterner l'utilisation d'un même véhicule par un ensemble d'individus. Le covoiturage qui consiste à partager son propre véhicule avec d'autres individus qui ont le même parcours. Et enfin, l'éco-conduite dont le principe est l'adoption d'une conduite souple et intelligente qui permet d'abaisser la consommation d'énergie.

La tendance continue au transport écologique puisqu'il représente l'épine dorsale de la mobilité durable du secteur de transport. C'est pour cela que beaucoup de pays autour du monde se sont investi un capital considérable dans ce sens. Nous explorons dans la section qui suit la technologie des véhicules électriques et hybrides comme une solution environnementalement potentielle.

1.4 Véhicules électriques : pilier de la logistique verte

Les véhicules électriques occupent une place sur le devant des innovations visant à réduire l'impact environnemental du transport. Cette nouvelle technologie a fait l'objet de nombreuses études et recherches qui sont pour la plupart subventionnées par les gouvernements et les industriels.

Les véhicules électriques se distinguent par rapport aux véhicules thermiques par leur propulsion entièrement ou partiellement électrique dont l'origine est l'énergie motrice fournie par l'électricité issue de la batterie.

1.4.1 Aperçu historique

- L'intégration de la propulsion électrique au début du 19^{ème} siècle a révolutionné le monde des automobiles. Tout a commencé en 1830, lorsque Thomas Davenport a bâti la toute première carriole électrique et puis l'homme d'affaires Robert Anderson s'est investi à la construction du même prototype. Quelques années après (vers 1835), Robert Anderson a développé un engin qui roule à km/h.
- Le français Gaston Planté, quant à lui, a réussi en 1859 à intégrer l'outil batterie rechargeable au plomb acide dans le mécanisme des véhicules électriques.
- En 1891, la première vraie voiture électrique fut mise au point par l'américain William Morrison.
- Lors d'une course automobile établie en 1896, la victoire a été remportée par la Riker électrique de Andrew Riker.

- Parmi les premières expériences destinées au transport public figurent les taxis électriques qui ont opéré dans les rues de New York. Ce n'est qu'en 1899 que les véhicules électriques ont connu une véritable révolution avec la légende « La Jamais Contente », vu qu'elle est la première voiture à propulsion électrique qui a touché la barre de 100 km/h. Néanmoins, La Jamais Contente était d'un poids qui dépasse 1100 kilogrammes à cause de sa batterie qui pesait 650 kilogrammes.
- L'âge d'or des véhicules électriques était en 1900. En effet, avec une part d'un tiers, les voitures électriques ont pris leur place en circulation parmi leurs prétendants à essence et à vapeur.
- C'est en 1920 que l'ère des voitures électriques a connu une phase de chute en raison de la faiblesse des batteries face à l'évolution des moteurs à combustion interne. Grâce à cette évolution, le trafic a connu une forte accélération, ce qui a rendu les voitures électriques par leur faible vitesse comme des ralentisseurs de la circulation. Ainsi, l'impuissance des voitures électriques et leur prix excessif à l'époque ont contribué au déclin de cette technologie.
- Le tout premier véhicule hybride baptisé 'Buick Skylark' a vu le jour en 1972.
- Au cours des deux dernières décennies, et en raison des fonds de recherche issus à l'évolution des voitures électriques, le développement des technologies, la crise pétrolière, les réglementations environnementales de plus en plus sévères et l'émergence des concepts de protection de l'environnement, le secteur automobile a connu une forte croissance. De ce fait, les voitures électriques se sont aujourd'hui et plus qu'auparavant développées et présentent l'avenir du transport.

1.4.2 Types de véhicules électriques

Les véhicules électriques existent en plusieurs types. Les ventes de chaque type de véhicules diffèrent d'un pays à un autre (voir Figure 1.6). En effet, ces ventes sont assujetties aux préférences des usagers, au degré de disponibilité de l'infrastructure de recharge dans chaque pays ainsi qu'au marché prédominant. En surplus, les normes et les réglementations de chaque pays, les secteurs industriels impliqués dans la stratégie du transport propre, la diversité et le coût de chaque type de véhicules présentent des facteurs qui influencent le chiffre d'affaire des véhicules électriques.

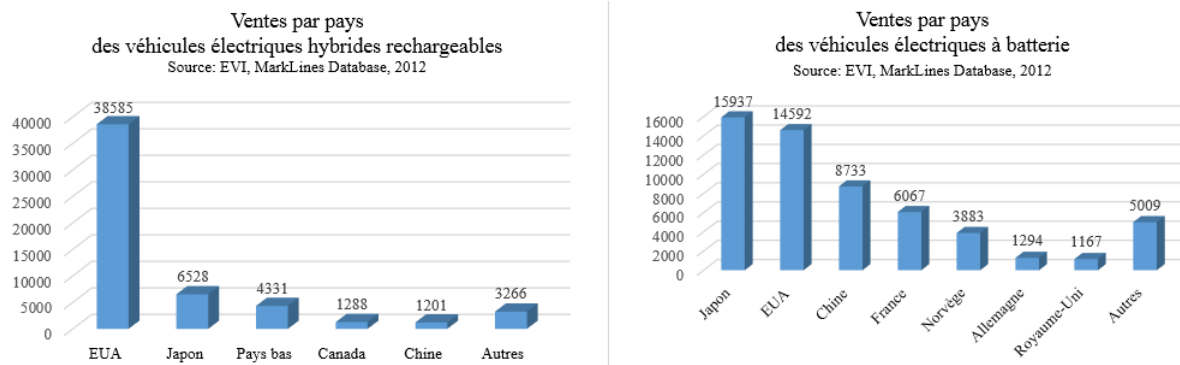


FIGURE 1.6: Ventes des véhicules électriques par type et par pays. Source : EVI, MarkLines Database

1.4.2.1 Véhicules électriques à batterie

Les véhicules électriques à batterie (Battery Electric Vehicle, BEV) ont la particularité d'utiliser pour la propulsion un moteur électrique alimenté par une batterie rechargeable. Ce type de véhicule électrique est qualifié zéro émissions étant donné qu'il est entièrement électrique et n'utilise pas un moteur thermique ou une pile à combustible ou un réservoir de carburant. Les BEV ont de nombreux avantages comme : (1) leur coût d'usage qui est économique puisque l'énergie électrique est moins cher par rapport aux autres énergies de propulsion, (2) silencieux, (3) très efficaces énergétiquement, (4) propres, (5) ils ne nécessitent pas beaucoup de maintenance, (6) ils ont une bonne accélération. Cependant, le coût initial d'achat des BEV reste élevé à cause du coût de la batterie qui est très cher. Ainsi, les longs temps de recharge et l'insuffisance de l'infrastructure en matière des bornes de recharge représentent des obstacles à la propagation des véhicules électriques dans le marché des automobiles.

1.4.2.2 Véhicules électriques hybrides

La particularité d'un Véhicule Électrique Hybride « VEH » par rapport à d'autres véhicules alternatives est sa disposition de deux moteurs de types différents. Chaque moteur est caractérisé par le type d'énergie qu'il emmagasine, le premier moteur marche avec un système de propulsion électrique, cependant le deuxième est thermique et à combustion interne alimenté à partir d'un réservoir. La traction du véhicule se fait par au moins l'un des deux moteurs, de ce fait les VEH existent en trois catégories distinguées selon l'architecture et des éléments de sa chaîne de traction.

1.4.2.3 Types d'architecture

1.4.2.3.1 Hybride en série Pour ce type de véhicules hybrides, le moteur thermique n'est pas lié directement aux roues, ce moteur sert de générateur d'électricité afin d'entraîner le moteur électrique. Ce dernier se caractérise par une grande capacité par rapport au moteur thermique. L'inconvénient de l'architecture hybride série réside dans le faible rendement global. Ainsi, ce système exige l'installation d'un générateur ce qui rend le coût de l'architecture en série plus élevé que le coût de celle en parallèle.

1.4.2.3.2 Hybride parallèle A l'opposé de l'hybride série, l'architecture parallèle permet au moteur électrique et au moteur thermique, qui sont connectés directement aux roues, de fonctionner en parallèle. Généralement, le moteur à combustion interne fonctionne durant la phase de traction, cependant le moteur électrique apporte une impulsion supplémentaire ou s'utilise à faible vitesse (le cas inverse existe aussi). Ce système a l'avantage d'être flexible par rapport au basculement entre la puissance électrique et la puissance à la combustion interne.

1.4.2.3.3 Hybride série/parallèle L'architecture série parallèle combine l'hybride série et l'hybride parallèle. Le principe de l'hybride série parallèle est que chaque essieu est alimenté par un type de moteur différent de l'autre essieu. Ce montage est connu par ses performances énergétiques, puisqu'il ressemble les avantages des deux modes. En effet, le moteur à combustion a une double fonctionnalité, il alimente le moteur électrique et il charge la batterie au moyen du générateur. En plus d'être coûteux, ce système est aussi connu par sa complexité et son sur-dimensionnement dus à l'hétérogénéité des unités de propulsion.

1.4.2.4 Types d'hybridation

1.4.2.4.1 Véhicules électriques hybrides rechargeables Les véhicules électriques hybrides rechargeables (en anglais, connus sous le nom : *Plug-in Hybrid Electric Vehicls*, *PHEV*) ont la particularité d'avoir, en plus du moteur thermique, une batterie électrique qui se charge via une prise liée au véhicule. Cet aspect « rechargeable » permet aux PHEV de rouler avec une énergie purement électrique puisqu'ils possèdent une batterie qui fournit une quantité importante d'énergie électrique. En cas d'épuisement de la batterie, la propulsion du véhicule se fait à l'intermédiaire de moteur thermique. Ce type de véhicule a l'avantage de réduire les coûts énergétiques, étant donné que l'électricité issue par prise n'est pas chère. Comme la batterie d'un PHEV est de grande taille par rapport à celle d'un véhicule hybride à autonomie prolongée (voir le paragraphe suivant), la technologie PHEV a la capacité de parcourir les grandes distances grâce à sa portée longue.

1.4.2.4.2 Véhicules électriques hybrides à autonomie prolongée Un véhicule électrique hybride à recharge prolongée, également appelé (Full Hybrid Electric Vehicle, FHEV), a un système de propulsion basé sur un moteur électrique alimenté par une batterie. Une fois l'énergie électrique est épuisée, le moteur thermique prolonge l'autonomie de la batterie, d'où la nomination de la technologie. Ce type de véhicule hybride a l'avantage d'émettre moins de gaz à effet de serre par rapport au PHEV.

1.4.2.5 Véhicules électriques à pile combustible

La technologie véhicules électriques à Pile À Combustible (PAC) représente l'une des alternatives des véhicules avec des moteurs à combustion interne et elle est qualifiée porteuse d'espoir par sa qualité d'être propre.

Les véhicules électriques à PAC s'alimentent au moyen de la réaction chimique qui se produit entre l'hydrocarbure et l'oxygène dans une pile à combustible. En effet, une PAC se constitue de deux électrodes séparées par un électrolyte, la première est l'électrode positive (la cathode) et la deuxième est l'électrode négative (l'anode), ces deux éléments sont entourés d'un électrolyte dont la fonction est de bloquer le passage des électrons (e^-) et de laisser passer les ions (H^+). L'anode est responsable de l'oxydation, en effet à son niveau les ions hydrogène, les électrons et le dioxygène se ressemblent afin de former des molécules d'eau. Pour ce faire, premièrement le catalyseur divise l'atome de dihydrogène en ions et en électron conformément à la demi-réaction électronique suivante : $H_2 = 2H^+ + 2e^-$. Deuxièmement, la cathode induit l'oxygène de l'atmosphère et par la suite les ions, les électrons d'hydrogène et l'oxygène se combinent pour former des molécules d'eau d'après la demi réaction suivante : $4H^+ + 4e^- + O_2 = 2H_2O$. À noter que l'ensemble de ces réactions doit être effectué dans des conditions de pression, de température et d'hygrométrie bien précises. Finalement, le courant électrique se produit et par la suite il alimente le moteur du véhicule.

Cette technologie à l'avantage d'être aussi rapide à charger par l'hydrogène qu'un passage par une pompe à essence. Localement et à part la vapeur d'eau, les véhicules électriques à PAC sont zéro émissions et à faible nuisance sonore. Néanmoins, les stations à hydrogène restent rares, de surcroît ce type de véhicule a une courte durée de vie, sans omettre le caractère explosif du gaz hydrogène ce qui rend le système dangereux.

La figure 1.7 illustre les différents types de véhicules électriques.

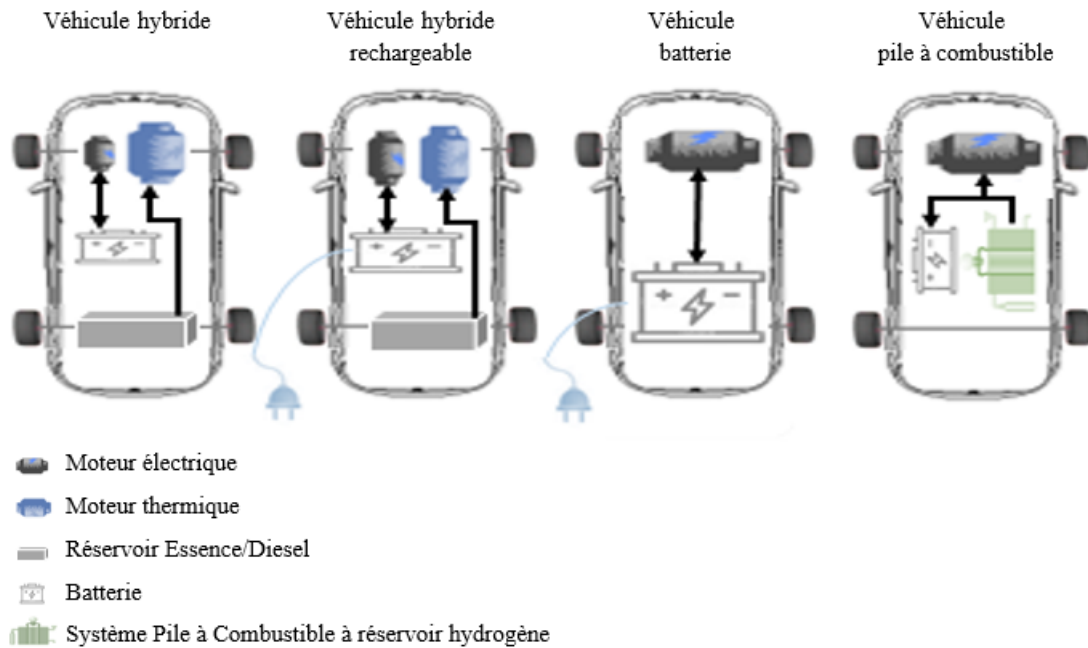


FIGURE 1.7: Types de véhicules électriques

1.4.3 Modes de recharge

1.4.3.1 Recharge par prise

La recharge des véhicules électriques par prise consiste à connecter le véhicule avec une source d'énergie via un câble. A l'encontre des véhicules thermiques qui se chargent pendant maximum quelques minutes, les véhicules électriques nécessitent des durées importantes afin d'atteindre son autonomie maximale. La recharge des batteries des véhicules électriques par prise existe en plusieurs types qui se distinguent selon la durée et la puissance de la recharge délivrée.

1.4.3.1.1 Recharge lente

La durée de cette recharge est importante (8h au moyen). Pour bénéficier de ce type de recharge, le conducteur n'a pas recours à une installation électrique appropriée vu que le type de charge est normal (16 A). La recharge lente s'utilise majoritairement dans les temps d'immobilisation ou pendant la nuit à domicile.

1.4.3.1.2 Recharge semi-lente

Les bornes délivrant ce type de recharge sont les plus répandues dans les lieux publics

comme les parkings, des supermarchés et des lieux de travail. Les bornes semi-lentes ont une puissance de 22 kW.

1.4.3.1.3 *Recharge rapide*

Les bornes libérant des recharges rapides se caractérisent par leur puissance élevée qui peut arriver à 50 kW et par leur processus de recharge qui dure moins de 30 minutes. Les bornes de recharge rapide sont installées dans des zones spécifiques étant donné leur puissance élevée.

1.4.3.2 **Échange de la batterie**

Les stations d'échange de batteries servent à échanger une batterie vide d'un véhicule électrique contre une batterie complètement chargée. Ces stations représentent une solution à deux problèmes : le premier est le long temps de recharge généré lors du passage par une borne de recharge lente ou semi-lente, le deuxième est la dégradation de la batterie due à l'usage des bornes rapides.

Cette opération dure quelques minutes et nous l'approchons ; par rapport à sa durée ; au passage par une station-service. L'un des obstacles qui freinent la propagation de ces stations est la non-uniformité des batteries.

1.4.3.3 **Recharge bidirectionnelle**

La recharge bidirectionnelle, également appelée Vehicle-to-Grid (V2G) est un système contrôlable qui est en plus de sa capacité de transférer l'énergie électrique depuis un support de réseau électrique vers un véhicule électrique, elle permet le transfert inverse de l'énergie de la batterie au support du réseau. Ce sens inverse de la recharge V2G, se fait en cas des pics d'énergie ou pour permettre le réseau à maintenir son équilibre entre la demande et l'offre. En échange de l'énergie électrique délivrée par le véhicule, l'utilisateur bénéficie d'une réduction ou un remboursement. A l'instar de la recharge V2G, il existe un autre type de recharge bidirectionnelle, appelé Vehicle-to-Home (V2H), qui permet d'alimenter le réseau domestique par l'énergie électrique emmagasinée dans un véhicule électrique, cette énergie sera un élément de recours lors des coupures de l'électricité.

1.4.3.4 **Recharge sans fil**

La recharge sans fil, communément appelé recharge par induction, se compose de deux systèmes : le premier joue le rôle d'émetteur du champ électromagnétique et il est placé sous la chaussée, le deuxième joue le rôle de récepteur d'énergie électrique résultante de la transformation du champ magnétique délivré par le premier système et il est intégré

sous le véhicule. Ce système de transmission d'énergie au véhicule sans contact est venu comme une solution aux dangers qui présente l'utilisation d'un câble de recharge lorsqu'il est endommagé et au risque des chocs lors du mauvais temps. Ce type de recharge sera le sujet de nos travaux de recherche qui font l'objet du chapitre suivant.

1.5 Les problèmes de tournées de véhicules électriques

Les problèmes de tournées de véhicules électriques (Electric Vehicle Routing Problem, EVRP) diffèrent des problèmes classiques de tournées de véhicules (Vehicle Routing Problem, VRP) dotés d'une formulation simple, par l'autonomie limitée qui caractérise leur batterie. Ainsi, l'EVRP se distingue par rapport au VRP par les détours générées lors du passage obligatoire par les stations de recharge. Les différentes caractéristiques du EVRP, notamment l'autonomie limitée de sa batterie, ont engendré un nombre de contraintes supplémentaires restrictives.

1.5.1 Position du problème

Le problème de tournées de véhicules électriques consiste à déterminer le meilleur plan de routage qui permet de satisfaire la demande d'un ensemble de clients dispersés géographiquement en respectant un ensemble de contraintes, notamment la contrainte d'autonomie qui caractérise le transport électrique. En effet, chaque client doit être visité une et une seule fois. Cependant, chaque station peut être visitée plusieurs fois et même par le même véhicule. L'EVRP est généralement modélisé sous forme de graphe dont les sommets représentent les clients et les stations, cependant les arcs représentent les routes liant les sommets. Plusieurs variantes de l'EVRP ont été étudiées dans la littérature, chaque variante est décrite par un modèle mathématique. Nous présentons dans ce qui suit la formulation de [Schneider et al., 2014] qui est une extension du problème de tournées de véhicules vert (*Green Vehicle Routing Problem, GVRP*) et qui présente à la fois l'EVRP avec contraintes de capacité et de fenêtre de temps, cette variante est appelée Problème de Tournées de Véhicules Électriques avec Fenêtres de Temps (*Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows, EVRPTW*).

1.5.2 Formulation mathématique

Soit V' un ensemble de sommets, où $V' = V \cup F'$, avec $V = \{1, \dots, N\}$ l'ensemble des clients à desservir et F' l'ensemble des stations de recharge ainsi que leurs copies qui permettent plusieurs visites à chaque station. Les sommets 0 et $N + 1$ représentent respectivement le dépôt de départ et d'arrivée, qui est en réalité le même dépôt. Un ensemble de sommet est indicé avec 0 et/ou $N + 1$ afin de le distinguer avec le dépôt qu'il contient,

c'est-à-dire $F'_0 = F' \cup \{0\}$, $V'_{t_0} = V' \cup \{0\}$, $V'_{N+1} = V' \cup \{N+1\}$, $V'_{0,N+1} = V' \cup \{0\} \cup \{N+1\}$.

Le EVRPTW est défini par un graphe complet non orienté $G = (V'_{0,N+1}, A)$, $A = \{(i, j) \mid i, j \in V'_{0,N+1}, i \neq j\}$ est l'ensemble des arcs (i, j) qui définissent les trajets directs entre un sommet i et un sommet j . À Chaque arc (i, j) est associé à une distance d_{ij} et un temps de parcours t_{ij} . Chaque arc parcouru consomme $h * d_{ij}$ de la charge de la batterie du véhicule qui l'a parcouru, h est le taux de consommation de la charge.

Notons qu'un véhicule quitte une station lorsque sa batterie est complètement chargée avec un taux fixe. De ce fait, le temps de recharge nécessaire dépend du niveau de la batterie du véhicule lorsqu'il arrive à une station. Pour des raisons de simplification, le modèle classique du EVRPTW considère le cas d'une recharge linéaire.

1.5.2.1 Données

q_i : demande du sommet $i \in V'_{0,N+1}$, $q_i = 0$ si $i \in F'_0$

C : capacité du véhicule.

$[e_i, l_i]$: fenêtre de temps du client i , elle correspond au temps au cours duquel un sommet $i \in V'_{0,N+1}$ doit être desservi.

s_i : temps de service d'un client i .

g : taux de charge.

1.5.2.2 Variables

L'EVRPTW cherche à définir les variables suivantes :

τ_i : heure de début de service au sommet i

v_i : charge restante

y_i : niveau de charge restant dans la batterie à l'arrivée au sommet $i \in V'_{0,N+1}$

x_{ij} , $i \in V'_0$, $j \in V'_{N+1}$, $i \neq j = \begin{cases} 1 & \text{si l'arc } (i, j) \text{ est parcouru} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

1.5.2.3 Modèle mathématique

$$\min \sum_{i \in V'_0, j \in V'_{N+1}, i \neq j} d_{ij} x_{ij} \quad (1.1)$$

$$\sum_{j \in V'_{N+1}, i \neq j} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in V \quad (1.2)$$

$$\sum_{j \in V'_{N+1}, i \neq j} x_{ij} \leq 1 \quad \forall i \in F' \quad (1.3)$$

$$\sum_{i \in V'_{N+1}, i \neq j} x_{ji} - \sum_{i \in V'_0, i \neq j} x_{ij} = 0 \quad \forall j \in V' \quad (1.4)$$

$$\tau_i + (t_{ij} + s_i)x_{ij} - l_0(1 - x_{ij}) \leq \tau_j \quad \forall i \in V_0, \forall j \in V'_{N+1}, i \neq j \quad (1.5)$$

$$\tau_i + t_{ij}x_{ij} + g(Q - y_i) - (l_0 + gQ)(1 - x_{ij}) \leq \tau_j \quad \forall i \in V'_0, \forall j \in V'_{N+1}, i \neq j \quad (1.6)$$

$$e_j \leq \tau_j \leq l_j \quad \forall j \in V'_{0, N+1} \quad (1.7)$$

$$0 \leq v_j \leq v_i - q_i x_{ij} + C(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in F', \forall j \in V'_{N+1}, i \neq j \quad (1.8)$$

$$0 \leq v_0 \leq C \quad (1.9)$$

$$0 \leq y_j \leq y_i - (h \cdot d_{ij})x_{ij} + Q(1 - x_{ij}) \quad \forall j \in V'_{N+1}, \forall i \in V, i \neq j \quad (1.10)$$

$$0 \leq y_j \leq Q - (h \cdot d_{ij})x_{ij} \quad \forall j \in V'_{N+1}, \forall i \in F'_0, i \neq j \quad (1.11)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in V'_0, \forall j \in V'_{N+1}, i \neq j \quad (1.12)$$

La fonction objectif (1.1) minimise la somme des distances parcourues. Les contraintes (1.2) garantissent que chaque client doit être visité une et une seule fois. Cependant, les contraintes (1.3) expriment que chaque station ainsi que ses copies sont visitées au plus une fois. Les contraintes (1.4) établissent la conservation du flux en garantissant qu'à chaque sommet, le nombre d'arcs entrants est égal au nombre d'arcs sortants. Les contraintes (1.5) garantissent la faisabilité du temps pour les arcs quittant les clients et le dépôt. Les contraintes (1.6) font de même pour les arcs avec des visites à une station. Comme mentionné précédemment, les temps de recharge correspondent à une recharge complète avec un taux g à partir du niveau de charge y_i à l'arrivée jusqu'à la capacité de batterie maximale Q . Les contraintes (1.7) imposent que chaque sommet doit être visité dans sa fenêtre de temps.

Les contraintes (1.8) et (1.9) garantissent le respect de la demande de tous les clients en garantissant une charge non négative à leur arrivée à tout sommet, y compris le dépôt. Enfin, les contraintes (1.10) et (1.11) garantissent que la charge de la batterie ne tombe jamais en dessous de 0.

1.6 Conclusion

Nous avons présenté le bilan des émissions à effet de serre à travers trois dimensions : par pays, par secteur et par mode de transport. Les chiffres présentés nous ont conduit à la découverte du rôle de la logistique verte à atténuer ces émissions. Dans ce sens, nous avons mis le point sur le lien entre la logistique verte et le transport et par la suite le transport écologique.

Nous avons également exposé un tour d’horizon sur les véhicules électriques. Tout d’abord, nous avons présenté l’histoire de cette technologie. Ensuite, nous avons présenté un aperçu des différents types de véhicules électriques et de leur mode de recharge. Nous avons conclu que pour garantir l’usage répandu des véhicules propres les chercheurs scientifiques ainsi que les industriels doivent déployer des efforts en ce qui concerne l’allocation stratégique de l’infrastructure de recharge.

Dans ce sens, nous présentons dans le chapitre suivant un problème d’allocation de l’infrastructure de recharge pour les véhicules électriques chargés par induction dans un réseau de transport composé de plusieurs chemins.

CHAPITRE 2

OPTIMISATION D'UNE INFRASTRUCTURE DE RECHARGE PAR INDUCTION MIXTE DANS UN RÉSEAU DE TRANSPORT À CHEMINS MULTIPLES : LE PORT DU HAVRE COMME CAS D'ÉTUDE

2.1 Introduction

La révolution technologique, moteur essentiel de la révolution industrielle, est un responsable majeur de la consommation de l'énergie et systématiquement aux émissions de gaz à effet de serre. Toujours est-il que la technologie se met au vert afin qu'elle soit au service de l'environnement. Dans ce sens, il existe une multitude de technologies dont la ligne de conduite est la réduction de l'empreinte écologique.

Dans ce contexte, les Véhicules Électriques (VE) est l'une des principales technologies qui sont en voie de répondre à la politique climatique. Pour accélérer la transition écologique, les gouvernements de la plupart des pays développés à travers le monde encouragent l'adoption des véhicules électriques en accordant des généreuses subventions comme moyen d'augmenter les ventes et subséquemment garantir une utilisation répandue de cette technologie.

En plus d'être écologiques, les VE sont économiques en énergie, nécessitent moins d'entretien, silencieux et peuvent être utilisés pour la stabilisation du réseau électrique (voir la sous-section 1.5.4). Néanmoins, ces automobiles propres présentent également certains inconvénients, tels que leur autonomie et leur vitesse de conduite qui sont limitées, leur temps de recharge long et leur coût initial d'achat élevé. Tout bien pesé, nous en déduisons que tous ces désavantages sont liés à la faible capacité de stockage d'énergie de la batterie.

Afin de pallier les obstacles qui empêchent la technologie VE de s'imposer sur le marché, un mode de recharge dynamique est considéré comme une solution appropriée qui permet d'étendre l'autonomie de la batterie par le transfert sans contact de l'énergie vers le VE alors que le véhicule est en mouvement. En effet, l'intérêt de cette technique réside dans son application au principe de biberonnage, dont le concept est d'alimenter partiellement la batterie en énergie de manière fréquente. Cela soulève la possibilité d'avoir une batterie moins volumineuse et moins lourde qu'une batterie rechargeable par prise. En plus, le système des véhicules électriques en ligne (*On-Line Electric Vehicles, OLEV*) peut être utilisé dans un environnement fermé où le profil de vitesse est prédéfini et la distance entre l'origine et la destination est relativement courte, à savoir dans les ports, les aéroports, les grandes usines et les petites villes.

D'une manière générale, il existe une interaction étroite entre le niveau d'adoption des véhicules électriques et le degré de disponibilité de l'infrastructure. Cette corrélation représente un problème à grande échelle surtout que les composantes du système de recharge avec induction sont très chères, occultant ainsi ses nombreux avantages.

Ce chapitre se concentre sur certains aspects de la technologie des véhicules électriques chargés par induction, notre principale contribution réside dans la proposition d'une allocation stratégique de l'infrastructure de recharge qui compose l'ensemble du système dans le cas où il existe plusieurs chemins entre une origine et une destination. Notre objectif est de trouver un ensemble de solutions qui présentent une allocation stratégique des segments de recharge. Cette allocation doit permettre d'alimenter la batterie d'un véhicule électrique en temps d'arrêt de même qu'en temps de mouvement du véhicule. Ainsi, elle doit constituer un compromis entre le coût des segments de recharge et le coût de la batterie tout en permettant au véhicule d'effectuer ses tournées; sans que la batterie soit complètement déchargée; quel que soit son point de départ et son point d'arrivée. D'abord, nous avons modélisé ce problème sous forme de programme non linéaire en nombres entiers. Ensuite, pour résoudre le problème, nous avons fusionné la version binaire et entière de la méthode d'optimisation par essaim de particules (*Particle Swarm Optimization, PSO*) avec la version multi-objectif, puis nous avons adapté cette combinaison à notre problème. Le port du Havre est présenté comme un cas d'étude pour illustrer la méthodologie proposée. Les résultats sont analysés et discutés afin de mettre en évidence l'efficacité de notre méthode de résolution. Trois solutions différentes sont présentées. Ces solutions présentent une réponse efficiente aux objectifs dessinés.

Les sections du présent chapitre sont organisées comme suit, la section 2 présente le problème étudié, elle englobe : (i) un aperçu de la littérature couvrant les différents axes de recherche concernant les VE; (ii) une description du fonctionnement du système de recharge par induction, y compris sa composition et la fonction de consommation d'énergie sur laquelle nous nous sommes basés; (iii) une définition du problème étudié avec la notation utilisée dans le modèle mathématique proposé par la suite. La section 3 présente le port du Havre comme étude de cas, cette section introduit le projet 'Green Truck' qui a fait l'objet de notre étude ainsi que le réseau de transport qui décrit le problème type. La section 4 explique la méthode de résolution, y compris l'adaptation que nous avons faite de la version binaire et la version entière de la méthode PSO à notre problème, en prenant en compte son aspect multi-objectif. La section 5 couvre les résultats expérimentaux obtenus et dresse le bilan du présent chapitre.

2.2 Problème d'allocation des segments de recharge par induction dans un réseau de transport à chemins multiples

2.2.1 État de l'art

Les recherches sur les véhicules électriques sont accrues ces dernières années. Ainsi, nous présentons un aperçu de ces recherches selon les axes suivants :

Le contrôle en temps réel de la recharge des véhicules électriques : les chercheurs tentent de réduire l'impact des recharges des VE sur les réseaux électriques intelligents ainsi qu'équilibrer les échanges d'énergie entre les véhicules et ces réseaux (équilibre entre l'offre et la demande) tout en respectant la capacité maximale des réseaux intelligents et d'autres contraintes telles que les préférences des utilisateurs et le prix de l'électricité. Ce type d'échange est appelé charge bidirectionnelle, pour plus de détails, voir les travaux de [Tanguy, 2013]. Les recherches montrent que les VE ont un impact direct sur la stabilité des prix de l'électricité. Dans leur travail, [Ramezani et al., 2011] ont utilisé un algorithme génétique évolutif pour l'ordonnancement de la charge des VE dans un environnement simulé qui explore différentes stratégies de planification de la recharge. Le modèle contient deux contraintes fortes, la première tient compte de la capacité du réseau intelligent, tandis que la seconde cherche à respecter la capacité de la batterie du véhicule. Les objectifs sont les suivants : (i) maximiser le profit (la différence entre le prix d'achat et le prix de vente de l'électricité), (ii) maximiser la satisfaction des usagers et (iii) minimiser la dégradation de la batterie. Afin de minimiser les pics de consommation sur les points de recharge tout en maximisant le nombre de requêtes, [Benetti et al., 2015] ont proposé une architecture de contrôle centralisée qui se base sur les informations en temps réel collectées à partir des stations de recharge. [Mendoza et al., 2016] ont introduit un algorithme de gestion visant à contrôler la recharge des véhicules électriques en temps réel. L'algorithme proposé donne la priorité aux stations de recharge qui peuvent générer des pertes d'énergie importantes lors de l'alimentation des VE.

Le problème de tournées des véhicules électriques (EVRP) : l'EVRP est dérivé du problème de tournées des véhicules vert (*Green Vehicle Routing Problem, GVRP*), qui fait partie des problèmes de la logistique verte (voir [Lin et al., 2014]) et une extension du fameux problème de tournées des véhicules (VRP). Récemment, l'EVRP a été largement étudié avec de nombreuses variantes. [Barco et al., 2013] ont pris en compte la dégradation de la batterie tout en minimisant le coût de la recharge. [Hiermann et al., 2016] ont étudié l'EVRP avec une flotte hétérogène en termes de

capacité de transport. [Schneider et al., 2014] ont présenté l'EVRP avec fenêtre de temps et des recharges partielles. Ainsi, et le même problème a été étudié par [Felipe et al., 2014] et [Keskin and Çatay, 2016]. [Lin et al., 2016a] ont étudié l'EVRP classique en tenant compte de l'effet de la quantité chargée par le véhicule sur la consommation de la batterie.

Le problème de localisation des stations de recharge des véhicules électriques : cet axe fait depuis plusieurs années l'objet de recherches majeures ; il appartient à la classe des problèmes de localisation d'infrastructure. Généralement, ces problèmes consistent à trouver une couverture optimale des besoins en charge pour les VE par l'ensemble des bornes de recharge. Nous trouvons plusieurs recherches dans ce champs que nous avons classé en fonction du mode de recharge :

- a- *Localisation des bornes de recharge pour les véhicules électriques rechargés par prise :* parmi les travaux les plus connus, nous citons celui de [Wang, 2007] où il propose un modèle mathématique déterministe pour la localisation des stations de recharge pour les scooters électriques lors de leurs visites aux sites touristiques. Ultérieurement, en 2011 [Wang, 2011] a introduit la notion du flux dans le problème de localisation des stations de recharge lorsqu'il s'agit de plusieurs paires origine – destination et des bornes à localiser de puissance différente. L'auteur a conclu par des analyses de sensibilité que le recours à des bornes de recharge rapides permet de réduire incontestablement le nombre de stations nécessaires pour une couverture sûre. D'autres versions de ce modèle montrent les avantages de localisation de plusieurs types de borne de recharge dans une même station de recharge (voir, par exemple, [Wang and Lin, 2013]). Pour maximiser la couverture des clients, [Giménez-Gaydou et al., 2016] ont développé un modèle p-médian qui optimise la localisation des stations de recharge pour les VE à batterie dans une zone urbaine. Dans ce travail, les auteurs ont inclus dans le processus d'optimisation plusieurs facteurs qui mettent en paramètre le potentiel d'adoption des usagers aux VE.

- b- *Localisation des stations d'échange de batterie :* c'est un problème similaire au problème de localisation des stations-services, puisque le passage par ces stations ne requiert pas une longue durée d'immobilité. Dans ce sens, nous avons conclu que cette similarité est la raison pour laquelle peu de recherches scientifiques sont menées autour de ce type de recharge. En 2008, [Wang, 2008] a commencé les premiers travaux traitant ce problème. Il a présenté un modèle mathématique qui détermine les emplacements optimaux des stations d'échange des batteries pour couvrir le flux de trafic global le long des chemins qui composent le réseau du transport étudié. Ce modèle a été développé par [Yang and Sun, 2015] qui ont rajouté le problème

de tournée de VE au problème de localisation. [Ko and Shim, 2016] ont adopté un modèle p-médian pour identifier la localisation des stations d'échange de batteries pour les taxis de la ville de Séoul, en Corée du Sud. Les variables à déterminer sont astreints par une distance de service maximale, une capacité limitée des stations et à une faisabilité économique. La fonction objectif vise à minimiser le coût de la localisation des stations d'échange de batteries ainsi que les coûts d'expédition des VE. [Hof et al., 2017] ont amélioré les résultats de calcul de la version originale du problème présenté par [Yang and Sun, 2015] et ils ont présenté en outre une version étendue permettant d'effectuer plusieurs visites d'un véhicule à une même station.

- c- *Localisation des transmetteurs d'énergie sans fil* : les transmetteurs d'énergie sans fil, connus sous leur appellation en anglo-saxonne Wireless Power Transmitters (WPT), existent en deux types. Le premier type est les WPT stationnaires qui présentent un mode de recharge à partir duquel le VE peut être chargé sans fil lorsqu'il est en arrêt. Il existe peu de travaux de recherche qui traitent la localisation de ce mode, car par rapport au temps de recharge son utilisation est équivalente à l'utilisation d'un câble de recharge, sauf que la technologie WPT stationnaire a l'avantage d'être pratique et plus sécurisée. Néanmoins, les WPT stationnaires partagent les mêmes désavantages que les bornes à câble, à savoir le long temps de recharge et le temps mort généré lors du passage en file d'attente. Le système de recharge peut être installé dans des zones urbaines telles que les parkings et les arrêts de bus. L'Université d'Auckland présente à travers ses recherches un exemple d'implantation de ce système (cf. [Jeong et al., 2015a]). Le second type est les WPT dynamiques qui permettent à un VE d'être chargé en continu pendant qu'il est en mouvement. Parmi les travaux proposés dans la littérature autour des WPT dynamiques, nous trouvons celui de [Fisher et al., 2014] où ils ont présenté le développement des différentes technologies de recharge sans fil pour les VE décrites dans la littérature ainsi que les entreprises travaillant sur ce système de recharge.

Dans l'étude de [Nagatsuka et al., 2010], nous lisons que l'Institut Supérieur Coréen des Sciences et Technologies, mieux connu sous l'abréviation anglaise *KAIST*, a développé un nouveau système des VE, appelé VE en ligne ou encore appelé sous son acronyme anglais (OLEV). La première génération du système OLEV a été commercialisée à Séoul Grand Park en 2009, cette génération a été améliorée au moyen d'un ensemble de projets pilotes qui sont en cours d'exécution en Corée. KAIST a installé ce système sur son propre campus afin de permettre à ses bus de se charger par induction tout en circulant, cette technologie de recharge par induction dynamique pour les VE a été classée parmi les « 50 meilleures innovations de

2010 ». Un prototype de système de recharge sans fil pour les VE a été développé au Laboratoire National d'Oak Ridge (ORNL) aux États-Unis, ce prototype inclut la recharge semi-dynamique et a pu améliorer les paramètres relatifs à la distance entre émetteur et récepteur de l'énergie (Air-gap) ainsi que le rendement (voir [Foote and Onar, 2017]). En 2012, [Jang et al., 2012] ont cherché à déterminer la capacité de la batterie d'un VE et l'emplacement des émetteurs de charge inductive sur un itinéraire fixe qui se compose d'un seul chemin. Dans ce travail, les stations d'arrêt d'où les passagers sont transportés ou déposés, ainsi que la vitesse de circulation des bus, sont prédéfinies. Le comportement dynamique de ce modèle a été étudié par [Liu and Song, 2017] qui ont proposé un modèle mathématique non linéaire dont la résolution a été faite par les algorithmes génétiques. [Ko and Jang, 2014] ont introduit le comportement dynamique de l'énergie électrique emmagasinée dans la batterie, puis ils ont présenté un modèle mathématique visant à minimiser le coût d'installation des transmetteurs d'énergie et le coût de la batterie. Ce modèle a été résolu à l'aide de l'algorithme d'optimisation par essaims de particules. [Jeong et al., 2014] ont intégré l'impact de la fréquence de charge et de décharge de la batterie sur son cycle de vie, alors que [Jeong et al., 2015b] ont présenté une analyse quantitative des avantages de la charge dynamique sous forme d'un modèle mathématique. D'autres travaux comme celui de [Chopra and Bauer, 2011] ont discuté la recharge semi-dynamique d'un véhicule en marche au ralenti dans un scénario basé sur une conduite urbaine. Les auteurs ont simulé l'effet de ces conditions de conduite sur l'autonomie de la batterie pour différents niveaux de puissance délivrés par le système de transfert d'énergie.

Une étude de [Mohrehkesh and Nadeem, 2011] a montré comment tirer profit des intersections et surtout du temps d'arrêt sur les feux de circulation en rechargeant la batterie par induction. [Xylia et al., 2017] ont proposé un modèle dynamique qui localise l'infrastructure de recharge pour les bus électriques. L'objectif étant de minimiser les coûts annuels totaux de même que la consommation d'énergie d'une flotte de bus mixte composée à la fois des bus inductifs et des bus conductifs, le temps de recharge dans les stations d'arrêt dépend de la position de ces stations par rapport au circuit du bus. Comme étude de cas, les auteurs ont exploité le réseau de bus de Stockholm. Récemment, [Liu and Song, 2017] ont abordé le problème de localisation du système WPT et de conception de la taille de la batterie ; leur étude comportait deux phases, la première est basée sur un modèle déterministe et la seconde repose sur l'optimisation robuste en introduisant l'incertitude au niveau de la consommation d'énergie et du temps de parcours.

Dans les travaux cités dans le dernier champ qui est la localisation des transmet-

teurs d'énergie sans fil, les auteurs travaillent sur un réseau de transport composé d'un seul chemin. Un exemple de cas que notre travail traite est un réseau de véhicules dans une zone géographique étendue (voir la Figure 2.1). Sur un tel réseau, plusieurs chemins peuvent partager une même portion de route. Notre objectif est de déterminer un compromis entre le coût d'allocation des segments de recharge par induction et le coût de la batterie des véhicules, de sorte qu'un VE circule sur n'importe quel chemin du réseau sans que l'autonomie de sa batterie arrive à son état critique.

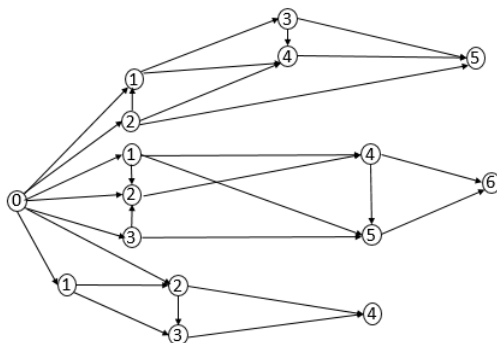


FIGURE 2.1: Exemple de réseau de transport étudié

Notre étude prend en compte l'aspect réel du problème, ce qui nous a conduit à élaborer un modèle mathématique à caractère multi-objectif. À ce propos, avant de présenter notre modèle mathématique, nous introduisons dans la section qui suit une brève description de l'optimisation multi-objectif.

2.2.2 Problème d'optimisation combinatoire Multi-objectif

La plupart des problèmes d'optimisation réels cherchent à optimiser plusieurs objectifs à la fois. Cet aspect a changé plusieurs concepts sur lesquels l'optimisation mono-objectif est fondée, notamment, la notion d'optimum. En effet, les objectifs qui formalisent un problème d'optimisation multi-objectif ne sont pas seulement à optimiser simultanément, mais aussi sont majoritairement antagonistes. De ce fait, l'optimisation multi-objectif consiste à trouver les meilleurs compromis qui optimisent au mieux tous les objectifs.

Les problèmes d'optimisation multi-objectif ont débuté en 19^{ème} siècle avec Edgeworth [Edgeworth, 1881] à travers des études en économie, et généralisés par le mathématicien italien Wilfred Pareto [Pareto, 1964] qui a donné la première définition à l'optimum multi-objectif : « Dans un problème multiobjectif, il existe un équilibre tel que l'on ne peut pas améliorer un critère sans détériorer au moins un des autres critères ». Aujourd'hui, les problèmes d'optimisation multi-objectif trouvent de nombreuses applications industrielles et

scientifiques. Dans ce sens, plusieurs travaux de recherche se sont penchés sur les méthodes de résolution basées sur le concept d'optimum Pareto, qu'elles soient des méthodes exactes ou approchées.

2.2.2.1 Problème d'optimisation Multi-objectif

Un Problème d'Optimisation Multi-objectif (POM) (*Multi-objective Optimization Problem, MOP*) est défini formellement comme suit :

$$(PMO) = \begin{cases} \min F(x) = (F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x)) \\ sc \\ x \in D \end{cases} \quad (2.1)$$

Où $n \geq 2$ est le nombre de fonctions objectif, $F(x) = (F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x))$ est le vecteur des n fonctions objectifs à optimiser et D défini l'espace de recherche.

Cette définition montre que l'optimum cherché n'est pas un point unique, mais un ensemble de solutions de compromis. L'ensemble des **solutions de compromis** ou encore la surface de compromis est appelée **front Pareto**.

2.2.2.2 Notions de dominance et d'optimalité

La particularité des solutions de compromis est qu'il n'existe pas d'ordre total entre elles, mais uniquement un ordre partiel. C'est pour cette raison que plusieurs relations d'ordre entre les solutions ont été définies. Ces relations sont appelées *relations de dominance* dont la plus utilisée est la relation de dominance au sens de Pareto. Avant de définir cette relation, il convient de définir l'optimalité de Pareto. Ainsi :

Une solution $x^* \in D$ est *Pareto optimale* (ou efficace, ou encore non dominée) si et seulement s'elle n'est dominée par aucune autre solution réalisable $x \in D$.

On dit qu'une solution $x = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ domine au sens de Pareto une solution $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ dans le cas d'une minimisation d'objectifs et on note $(x \prec y)$ si x est au moins aussi bonne que y sur tous les objectifs et s'il existe un objectif sur lequel x est strictement meilleure que y .

$$(x \prec y) \text{ si : } \begin{cases} \forall i \in \{1, \dots, n\} & F_i(x) \leq F_i(y) \\ \exists i_0 \in \{1, \dots, n\} & F_{i_0}(x) < F_{i_0}(y) \end{cases}$$

L'ensemble de toutes les solutions non dominées est appelé l'**ensemble efficace** ou **Pareto optimal**. Ainsi, résoudre un problème d'optimisation multi-objectif revient à

trouver toutes les solutions efficaces qui forment la surface de compromis. Cette dernière peut prendre plusieurs formes, selon le sens d'optimisation de chaque objectif (voir la figure 2.2)

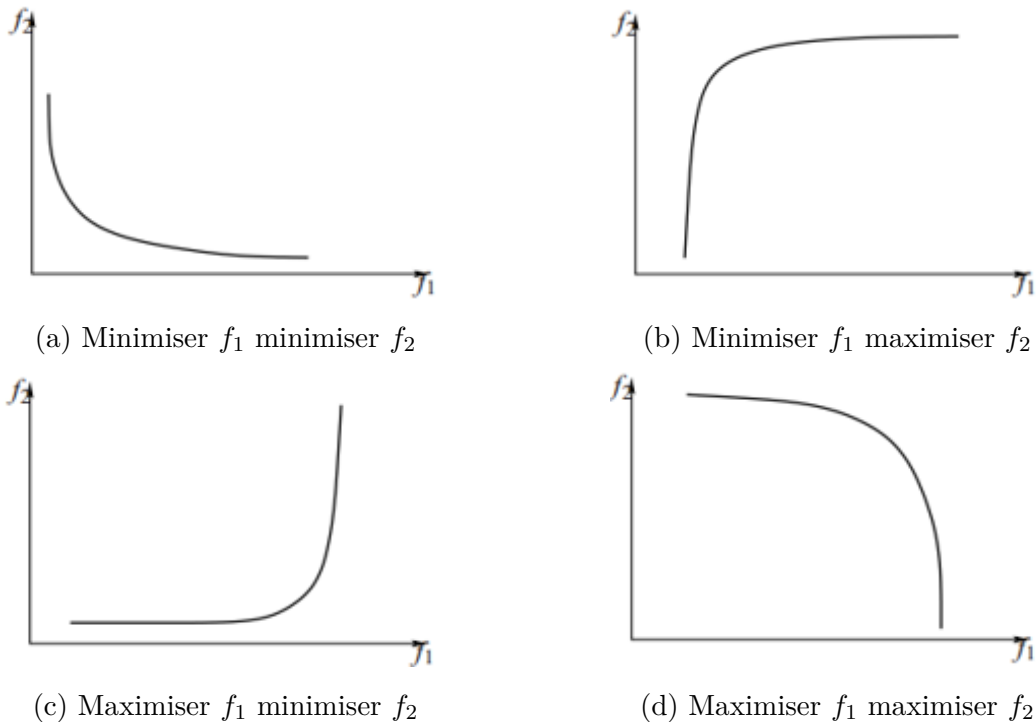


FIGURE 2.2: Formes les plus courantes de surfaces de compromis dans le cas de deux objectifs [Collette and Siarry, 2002]

Deux points de références permettent d'évaluer les solutions trouvées (voir figure 2.3). Ces points particuliers sont définis comme suit :

- **Point idéal** : Les coordonnées de ce point représentent la valeur optimale pour chaque objectif optimisé séparément, nous notons que ce point est irréalizable.

$$x^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*) = (\min(F_1(x)), \min(F_2(x)), \dots, \min(F_n(x)))$$

- **Point nadir** : Les coordonnées de ce point correspondent aux mauvaises valeurs obtenues par chaque fonction objectif lorsqu'on réduit l'espace des solutions à la surface de compromis.

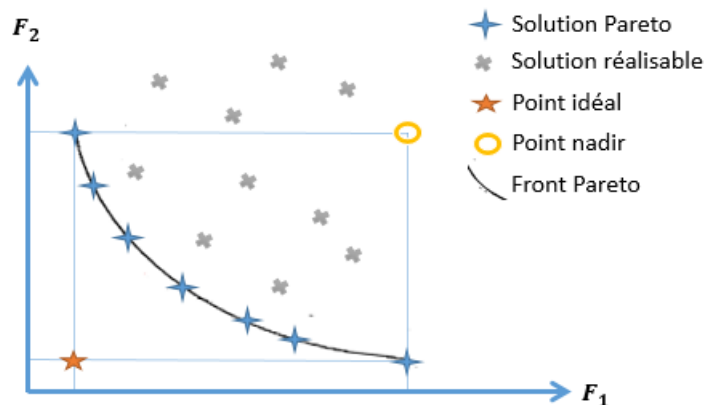


FIGURE 2.3: Illustration des différentes composantes de la surface de compromis

Avant de présenter notre modèle mathématique, nous esquissons dans la section qui suit une brève description du système de véhicules électriques en ligne.

2.2.3 Présentation du système

Le système OLEV est composé des VE et des transmetteurs d'énergie (voir [Jang et al., 2016]). L'acheminement de l'énergie électrique au moteur nécessite plusieurs étapes : (i) Préalablement, un onduleur qui reçoit l'énergie à partir du réseau électrique, amplifie une fréquence de 60 Hz à une fréquence de résonance de 20 kHz, comme expliqué par [Shin et al., 2014]; (ii) Après avoir converti les champs magnétiques alternatifs générés par le segment de recharge souterrain en énergie électrique, une bobine de détection installée sous le véhicule reçoit cette énergie électrique « pick-up » ; et (iii) la puissance reçue passe par un redresseur qui convertit le courant alternatif en courant continu et par un régulateur qui contrôle la tension de sortie et qui achemine l'énergie à la batterie puis au moteur (voir la Figure 2.4). Le véhicule absorbe sans contact l'énergie électrique des émetteurs avec un taux d'efficacité de 85%. Nous notons que la distance entre la bobine émettrice et la bobine réceptrice est inversement proportionnelle au taux d'efficacité de la transmission.

Le système OLEV ne nécessite pas l'installation des transmetteurs d'énergie souterrains tout au long du parcours, car le bus est alimenté par sa batterie lorsqu'il n'y a pas de transmetteur souterrain et d'ailleurs le coût des transmetteurs est très cher. Cependant, lorsque le véhicule se déplace au-dessus des segments de recharge souterraine, le moteur est automatiquement alimenté par ces émetteurs d'énergie ; sinon, dans les endroits où le véhicule a besoin d'une énergie supplémentaire supérieure à la capacité du transmetteur, le moteur est alimenté par la batterie. Ainsi, la longueur des émetteurs d'énergie détermine le degré de dépendance du véhicule de sa batterie.

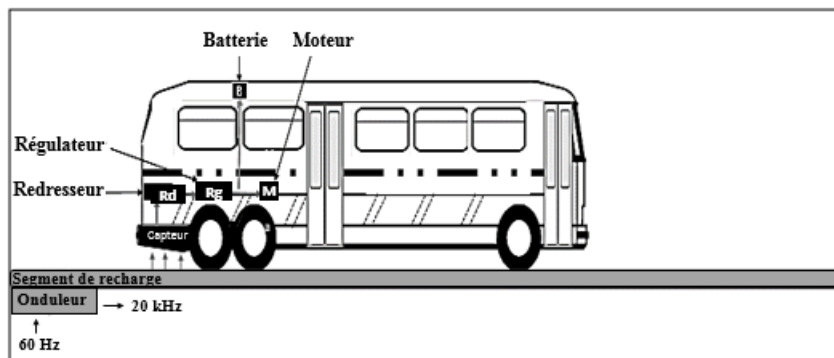


FIGURE 2.4: Fonctionnement du Système OLEV

La batterie étant l'élément le plus important dans le système composant un VE, il est impératif qu'elle soit protégée contre les surcharges et les surdécharges. Par conséquent et afin d'éviter la dégradation de la batterie, un contrôle permanent de son niveau est nécessaire. L'état de charge de la batterie, et suivant la littérature anglo-saxonne, on parle de 'State of Charge (SOC)', est un paramètre qui mesure la capacité de la batterie à alimenter le moteur afin que le véhicule puisse circuler quelles que soient les conditions de la route. Cependant, l'estimation du SOC de la batterie est compliquée, vu que la dynamique du modèle estimateur reste incertaine et manque de robustesse à cause des nombreux paramètres qui le composent.

En effet, le SOC d'un VE peut être défini comme la capacité restante de la batterie qui se présente en pourcentage d'énergie de la batterie lorsqu'elle est pleinement chargée. Certains paramètres, tels que la température et le cycle de charge, diminuent la quantité d'énergie incorporée dans une batterie lithium-ion dans son état plein. En effet, la consommation d'énergie d'un VE est affectée par une combinaison de facteurs liés au comportement de conduite, tels que la vitesse et l'accélération instantanée, le type de route, la circulation, la température et les systèmes auxiliaires comme la radio, l'essuie-glace, la climatisation et l'éclairage.

Le modèle dynamique de consommation d'énergie peut être défini en termes de forces motrices agissant sur le véhicule lorsqu'il est en mouvement. Généralement, la puissance nécessaire $RP(t)$ à chaque instant t est le produit des forces $F(t)$ appliquées au véhicule et la vitesse instantanée $V(t)$:

$$RP(t) = F(t) * V(t)$$

avec

$$F(t) = F_a + F_g + F_r$$

F_a est la résistance aérodynamique, exprimée par :

$$F_a = C_x * A * 0.5 * (V + V_a)^2 * \rho$$

avec

C_x : coefficient de traînée aérodynamique du VE

A : surface frontale du véhicule en m^2

V : vitesse de déplacement du véhicule en $m.s^{-1}$

V_a : vitesse du vent en $m.s^{-1}$

ρ : densité de l'air

F_g est la résistance due à la pente, formulée par :

$$F_g = m * g * \sin(\alpha)$$

où

m : la masse du véhicule électrique

g : l'accélération de la pesanteur

α : le degré d'inclinaison de la pente

L'expression $\sin(\alpha)$ peut prendre une valeur négative. En effet, lors d'une descente (voir la Figure 2.5) le moteur devient un générateur de puissance qui charge la batterie du VE. Le même processus s'applique quand il s'agit d'un freinage.

F_r est la force de résistance au roulement, décrite comme suit :

$$F_r = m * g * k,$$

où

k : le coefficient de résistance au roulement. Ce coefficient est proportionnel à la vitesse du roulement, le poids total du véhicule et sa surface. Cependant, le k est inversement proportionnel au rayon des roues.

Avant d'arriver au moteur, la puissance passe par plusieurs processus distincts qui entraînent la dissipation de l'énergie sous forme de son, de lumière et de chaleur, ou à cause du frottement sec. En conséquence, la puissance instantanée de la batterie $P_{bat}(t)$ devient :

$$P_{bat}(t) = \frac{RP(t)}{\eta}$$

où η est la perte d'efficacité.

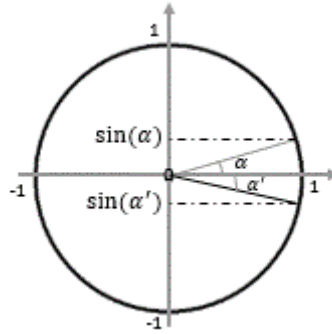


FIGURE 2.5: Pente de la route selon le sens (montée ou décente)

Lorsqu'un véhicule traverse une partie de l'itinéraire où aucun transmetteur d'énergie n'est installé, son niveau de batterie diminue comme suit :

$$\frac{dI(t)}{dt} = -P_{bat}(t)$$

Cependant, l'état de charge instantanée lorsque le véhicule passe par un segment actif est :

$$\frac{dI(t)}{dt} = \begin{cases} -P_{bat}(t) + P_{cs} & \text{si } I(t) < I_{high} \\ 0 & \text{si } I(t) = I_{high} \end{cases}$$

2.2.4 Description du problème

Nous proposons de formuler le problème d'allocation des segments de recharge par induction comme un problème d'optimisation discret dont l'objectif est de trouver une allocation Pareto optimale du système de recharge sans fil avec ses deux modes statique et dynamique dans un réseau de transport composé de plusieurs chemins. Ainsi, nous cherchons aussi à déterminer la capacité de la batterie. En effet, il existe une liaison étroite entre (i) le nombre de segments de recharge statiques et dynamiques ainsi que leur allocation ; (ii) et la capacité de la batterie. La minimisation du coût de ces deux éléments crée un conflit qui s'explique comme suit : de nombreux segments de recharge statiques et dynamiques permettent une recharge fréquente pour les véhicules, et par la suite, une batterie avec, relativement, une petite capacité suffit. En revanche, peu de segments de recharge exigent l'usage d'une batterie de grande capacité pour que les tournées soient faisables avec un VE.

Étant une extension d'un modèle à un seul chemin (route en boucle), notre modèle prend quelques aspects du modèle de [Ko and Jang, 2013].

Considérons un réseau de transport composé d'une paire origine – destination ($O \rightarrow D$) liée par plusieurs chemins. Le réseau peut être décrit sous forme d'un graphe orienté (digraphe) $G = (X, U)$, avec X est l'ensemble des sommets et U est l'ensemble des arcs (voir la Figure 2.6). Dans ce chapitre, nous entendons par un sommet :

1. Un point d'arrêt du véhicule
2. Un point qui a plus d'un demi-degré incident vers l'intérieur ou plus d'un demi-degré incident vers l'extérieur. Autrement dit, un sommet, auquel au moins deux arcs convergent ou duquel au moins deux arcs divergent, ce qui inclut les ronds-points (RP) et les points de croisement. En effet, ces nœud représentent au point d'intersection de deux chemins qui ont un arc commun incident vers/depuis celui-ci.

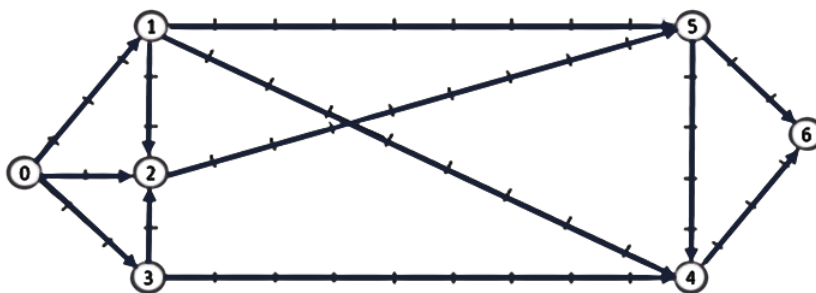


FIGURE 2.6: Réseau de transport segmenté

Chaque arc $(a, b) \in U$ est subdivisé en plusieurs segments de même longueur, ce qui signifie que le nombre de segments de chaque arc dépend de sa longueur. Dans notre modèle, le but de cette segmentation est de transformer le problème de localisation des WPT en un problème d'allocation. De cette manière, chaque segment est considéré comme un transmetteur d'énergie par induction potentiel, l'objectif est de savoir si chaque segment : (i) sera équipé par un câble inductif plus un onduleur, (ii) sera équipé uniquement par un câble inductif, ou (iii) sera simplement un segment inactif (voir la Figure 2.7). Il convient de noter qu'un seul onduleur peut alimenter une série successive de segments actifs à condition que cela ne dépasse pas sa capacité.

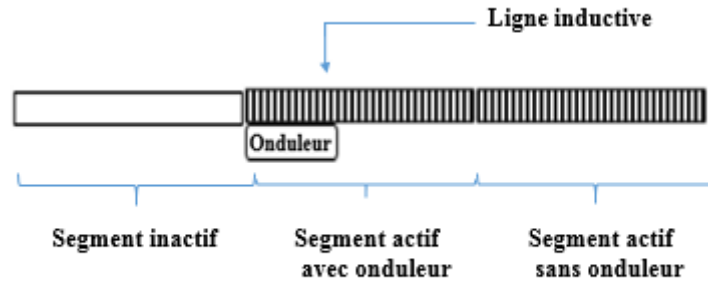


FIGURE 2.7: Types de segments

2.2.5 Modèle mathématique

Le modèle mathématique de ce problème est formulé comme suit :

2.2.5.1 Paramètres et notations

TS_a : le temps de service dans un sommet a ⁽¹⁾

R_a : l'énergie requise pour effectuer le déplacement interne dans le nœud a avec $R_a = 0$ si a est un sommet de type 2

L : l'ensemble des chemins indexés par l ⁽²⁾

0_{ab} : le premier segment d'un arc $(a, b) \in U$

f_{ab} : le dernier segment d'un arc $(a, b) \in U$

0 : l'origine

$t_{ab,j}^l$: l'heure d'arrivée au point de début de chaque $j^{\text{ème}}$ segment d'un arc (a, b) passant par un chemin donné l ⁽³⁾

J_{ab} : l'ensemble des segments de l'arc (a, b) , indexé par j .

Comme mentionné précédemment, notre objectif est de minimiser le coût relatif à l'ensemble des segments actifs statiques et dynamiques, autrement dit le coût des onduleurs et des câbles inductifs, en plus du coût de la batterie. Par conséquent, nous avons besoin des données suivantes :

C_{cab} : coût du câble inductif par unité de longueur

C_{inv} : le coût unitaire d'onduleur

C_{st} : le coût d'un segment de recharge statique

-
1. avec $TS_a = 0$ pour les sommets de type 2 (les points d'intersection)
 2. chaque chemin l est composé d'une succession d'un sous-ensemble d'arcs de U
 3. $t_{ab,j}^l$ est une donnée statique puisque le profil de vitesse est prédéfini

C_{bat} : le coût de la batterie par unité de capacité (kWh).

La majorité des recherches sur les VE supposent que la quantité d'énergie consommée par un véhicule par kilomètre est constante (souvent, 0.2 kWh par km). En réalité, et comme mentionné ci-dessus, cette quantité varie en fonction de nombreux paramètres, tels que le poids du véhicule, le poids du block batterie, le profil de vitesse, les conditions météorologiques et les conditions de la route. Dans ce contexte, nous avons choisi de concevoir la fonction de consommation de la batterie en se basant sur les paramètres présentés dans la sous-section 2.2.3. De ce fait, soit :

$P_{bat}(t_{ab,j}^l)$: la puissance de la batterie requise à l'instant $t_{ab,j}^l$

$I(t_{(ab,j)}^l)$: l'autonomie de la batterie au début du $j^{\text{ème}}$ segment de recharge de l'arc (a, b) en passant par le chemin l à l'instant $t_{ab,j}^l$

$I(t_a^l)$: la charge résiduelle dans la batterie à l'entrée d'un sommet a pendant le parcours du chemin l

P_{cs} : le taux de recharge

L_{max} : la longueur maximale du câble inductif

Nous soulignons que $t_{ab,j}^l$ pour chaque $(a, b) \in U$ et chaque $l \in L$ est une donnée temporelle puisque la vitesse est prédéfinie ainsi que la distance entre l'origine et chaque $k^{\text{ème}}$ segment d'un arc donné (a, b) , de même t_a^l présente l'instant d'arrivée au sommet a en passant par le chemin l . En outre, nous notons qu'un véhicule peut transporter des charges de poids différents, c'est pour cela que nous avons considéré le pire scénario en termes de poids du véhicule, c'est-à-dire, le cas où le véhicule est chargé à son maximum.

Pratiquement, sur certaines sections de la route, nous ne pouvons pas installer les segments de recharge pour l'une des raisons suivantes : la structure de l'itinéraire, la portion coïncide avec un rond-point (RP) ou un pont, une zone non sécurisée, ...). Ainsi, nous définissons :

$$Ex_{ab,j} = \begin{cases} 1 & \text{Si l'allocation d'un segment de recharge sur} \\ & \text{le } j^{\text{ème}} \text{ segment de l'arc } (a, b) \text{ est interdite} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

2.2.5.2 Variables de décision

$$y_{(ab,j)} = \begin{cases} 1 & \text{Si le } j^{\text{ème}} \text{ segment de l'arc } (a, b) \text{ est actif} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

$$z_{(ab,j)} = \begin{cases} 1 & \text{Si le } j^{\text{ème}} \text{ segment de l'arc } (a,b) \text{ a un onduleur} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

$$St_a = \begin{cases} 1 & \text{Si le noeud } a \text{ contient un segment de recharge statique} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

I_{bat} : Capacité de la batterie

Pour optimiser les performances de la batterie, son autonomie doit être maintenue entre I_{high} et I_{low} :

$$I_{high} = \alpha * I_{bat};$$

$$I_{low} = \beta * I_{bat}.$$

avec $\alpha, \beta \in [0, 1]$. Généralement, α prend la valeur 0.8 et β prend la valeur 0.2.

2.2.5.3 Fonction objectif

L'objectif est d'identifier les meilleurs compromis entre le coût d'une batterie (multiplié par le nombre de véhicules N) et le coût total de l'infrastructure de recharge (correspondant au coût total des onduleurs et du câble inductif). Par conséquent, nous avons deux objectifs à minimiser :

$$\min N * C_{bat} * I_{bat}; \quad (2.2)$$

$$\min C_{st} \sum_{i \in X} St_i + C_{cab} * \sum_{(a,b) \in U} \sum_{j \in J_{ab}} y_{ab,j} + C_{inv} * \sum_{(a,b) \in U} \sum_{j \in J_{ab}} z_{ab,j} \quad (2.3)$$

La première fonction objectif (2.2) vise à minimiser le coût total des batteries. Cependant, la deuxième fonction objectif (2.3) vise à minimiser le coût des segments de recharge statiques et le coût des segments de recharge dynamiques composé des onduleurs et des lignes inductives (voir figure 2.7).

2.2.5.4 Contraintes

$$y_{ab,j} \geq z_{ab,j} \quad \forall (a,b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (2.4)$$

Les contraintes (2.4) garantissent que si un segment est inactif, il n'y aura pas d'onduleur lié à ce segment.

$$I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j} \geq I_{low} \quad (2.5)$$

$$\forall (a,b) \in U, \forall j, j+1 \in J_{ab} - f_{ab}, \forall l \in L$$

Les contraintes (2.5) exigent que la charge résiduelle de la batterie au début de chaque segment soit toujours supérieure à la charge minimale critique de la batterie. Nous notons que si un arc $(a, b) \in U$ n'appartient pas au chemin l , on a $t_{ab,j}^l = 0, \forall j \in J_{ab}$, ce qui assure la validité de la contrainte.

$$I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * t_{0b,1}^l * y_{0b,1} \geq I_{low} \quad \forall (0, b) \in U, \forall l \in L \quad (2.6)$$

Nous supposons que la batterie est pleinement chargée à l'origine. Par conséquent, les contraintes (2.5) pour le premier segment d'un chemin l deviennent les contraintes (2.6).

$$I(t_{ab,j+1}^l) = \min\{I_{high}, I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j}\} \quad (2.7)$$

$$\forall (a, b) \in U, \forall j, j+1 \in J_{ab} - 0_{ab}, \forall l \in L$$

Les contraintes (2.7) mettent à jour la charge résiduelle en batterie au début de chaque segment, nous notons qu'elle correspond au minimum entre (i) la charge résiduelle au début du segment précédent moins la charge consommée lors du passage en segment précédent plus le total de la charge ajoutée à la batterie si le segment précédent est un segment actif et (ii) la capacité de stockage maximale de la batterie.

$$I(t_{0b,1}^l) = \min\{I_{high}, I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * t_{0b,1}^l * y_{0b,1}\} \quad (2.8)$$

$$\forall (0, b) \in U, \forall l \in L$$

Les contraintes (2.8) remplacent les contraintes (2.7) lorsque le point de départ du segment en question est l'origine.

$$I(t_{ab,f_{ab}}^l) - \int_{t_{ab,f_{ab}}^l}^{t_b^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_b^l - t_{ab,f_{ab}}^l) * y_{ab,f_{ab}} \geq I_{low} \quad (2.9)$$

$$\forall (a, b) \in U, \forall b \in X, \forall l \in L$$

$$I(t_b^l) = \min\{I_{high}, I(t_{ab,f_{ab}}^l) - \int_{t_{ab,f_{ab}}^l}^{t_b^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_b^l - t_{ab,f_{ab}}^l) * y_{ab,f_{ab}}\} \quad (2.10)$$

$$\forall (a, b) \in U, \forall b \in X, \forall l \in L$$

Si $j = f_{ab}$ et $j + 1 = b$, les contraintes (2.9) et (2.10) remplacent les contraintes (2.5) et (2.7) puisque le début du segment en question coïncide avec un sommet.

$$I(t_{a,0_{ab}}^l) = I(t_a^l) + P_{cs} * TS_a * St_a - R_a \quad (2.11)$$

$$\forall (a, b) \in U, \forall a \in X, \forall l \in L$$

Les contraintes (2.11) mettent à jour le niveau de la batterie du véhicule après avoir quitté un sommet.

$$z_{ab,j} + z_{ab,j+1} \leq 1 \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} - f_{ab} \quad (2.12)$$

Les contraintes (2.12) garantissent que deux segments successivement actifs ont au plus un onduleur.

$$\sum_{j=i}^{i+L_{max}+1} y_{ab,j} \leq L_{max} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab}, \forall l \in L, \forall i/i \leq f_{ab} - L_{max} \quad (2.13)$$

Les contraintes (2.13) garantissent que la longueur totale d'une série de segments actifs est au plus L_{max} .

$$z_{ab,j} = (y_{ab,j} - y_{ab,j-1}) * y_{ab,j} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (2.14)$$

Les contraintes (2.14) exigent l'allocation d'un seul onduleur dans une série de segments actifs.

$$y_{ab,j} \leq Ex_{ab,j} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (2.15)$$

Les contraintes (2.15) interdisent l'allocation des segments actifs dans des zones non appropriées.

$$y_{ab,j}, z_{ab,j}, St_a \in \{0, 1\} \quad \forall (a, b) \in U, \forall a \in X, \forall j \in J_{ab} \quad (2.16)$$

$$I_{bat} \in [I_{min}, I_{max}] \subset N \quad (2.17)$$

L'expression (2.16) définit les contraintes d'intégrité et l'expression (2.17) exige que la capacité de la batterie appartienne à un intervalle spécifique $[I_{min}, I_{max}]$.

2.3 Étude de cas : Allocation des segments de recharge par induction dans la zone industrialo-portuaire du Havre

2.3.1 Objectif zéro émission

Le Grand Port Maritime du Havre (GPMH) est le premier port français et le onzième port européen en matière de trafic conteneurisé. La part du mode routier est y très importante en comparaison avec ses concurrents du nord de l'Europe. Pour faire face aux émissions de gaz à effet de serre liées au transport, surtout au niveau de la logistique du dernier kilomètre, le GPMH s'est engagé à utiliser le transport propre pour le transfert des conteneurs dans sa zone industrialo-portuaire. C'est dans ce cadre que s'inscrit le projet «Green Truck» qui vise à remplacer les camions à combustion par des camions électriques.

Dans le cadre du projet Green Truck, d'autres études ont été menées. Parmi ces études, le travail de [Benantar, 2017] qui présente une analyse critique du réseau de transport actuel du port du Havre, en particulier, les véhicules à combustion qui assurent les différents acheminements dans la zone portuaire. Ce travail analyse la transition vers les VE en étudiant d'une part le dimensionnement de la batterie, et d'autre part, le dimensionnement de la puissance. Pour chaque dimensionnement l'auteur présente un modèle spécifique, ainsi, le premier modèle sert comme entrée pour le deuxième modèle. Les résultats obtenus ont été validés à l'aide du logiciel Anylogic. Nous soulignons que l'étude menée par l'auteur adopte la technologie des VE chargés par prise (par conduction) et que le résultat de dimensionnement de la batterie a fourni la valeur de 187 kWh. D'après les résultats obtenus, nous pouvons constater que la capacité de la batterie est très grande et par la suite le poids de la batterie ainsi que son volume seront de même. Notre contribution au projet Green Truck consiste à optimiser au mieux (1) le dimensionnement de la batterie des VE chargés par induction ainsi que (2) l'allocation de l'infrastructure de recharge de ce type de véhicules. Nous notons que, les caractéristiques de la technologie induction ont engendré un modèle différent de celui présenté par [Benantar, 2017].

Par ailleurs, le transport des conteneurs du terminal à la destination finale s'effectue à deux niveaux :

- i. **Au niveau local** : un ensemble de trajets de court distance s'effectue dans la zone portuaire au moyen des camions :
 - Trajet entre un terminal maritime et le dépôt d'une entreprise de transport.

Ce trajet s'effectue afin de transporter des conteneurs entre les deux sites sans empotage ni dépotage (Pré- et post-acheminement).

- Trajet entre un terminal maritime et un entrepôt. Le but de ce trajet est d'effectuer les opérations d'empotage et/ou dépotage (Traction portuaire).
- Trajet entre le dépôt d'une entreprise de transport et un dépôt de vide.

ii. **Au niveau interurbain** :relie le transporteur à la destination finale, qui est hors la zone portuaire, et inversement.

Notre contribution dans ce projet se focalise sur le volet stratégique consistant à remplacer les camions diesel par les camions électriques qui se chargent sans fil. La technologie adoptée combine deux techniques de recharge par induction qui sont définies selon la mobilité du véhicule :

- **Mode statique** : s'effectue lorsque le véhicule est en arrêt. Le temps d'attente dû à la récupération ou le dépôt des conteneurs, au passage aux douanes, à la vérification des documents à l'entrée du port, etc., favorise le recours aux segments de recharge statiques.
- **Mode dynamique** : s'effectue lorsque le véhicule est en mouvement. Ce mode de recharge qui applique le principe du biberonnage permet de diminuer le poids des batteries et de réduire le temps de recharge.

Dans cette optique, nous cherchons à déterminer une allocation stratégique des segments de recharge par induction pour les deux usages (statique et dynamique) de même que la capacité de la batterie. La solution doit tenir compte de la faisabilité de l'ensemble des tournées des camions, quelle que soit leur origine et leur destination.

2.3.2 Réseau de transport étudié

Nous avons étudié un sous-ensemble des tournées réalisées par les camions conventionnels. L'objectif est de rendre les mêmes tournées réalisables par les camions électriques chargés par induction en déterminant une allocation stratégique des segments de recharge statiques et dynamique. Trois tournées ont été étudiées (voir les Figures 2.8-2.10) :

- Duboc-Roulier-Duboc (voir figure 2.8)
- Duboc-Atlantique-Roseliere-Duboc (voir figure 2.9)
- DUBOC-Roulier-TDF-Duboc (voir figure 2.10)

2.3 Étude de cas : Allocation des segments de recharge par induction dans la zone industrialo-portuaire du Havre



FIGURE 2.8: Duboc-Roulier-Duboc

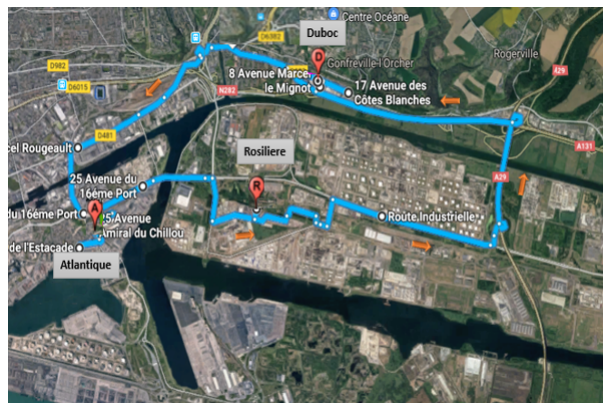


FIGURE 2.9: Duboc-Atlantique-Roselière-Duboc



FIGURE 2.10: Duboc-Roulier-TDF-Duboc

La Figure 2.11 décrit le graphe représentant le réseau de transport qui est composé des entreprises de transport, des dépôts de conteneurs vides et de terminaux maritimes.

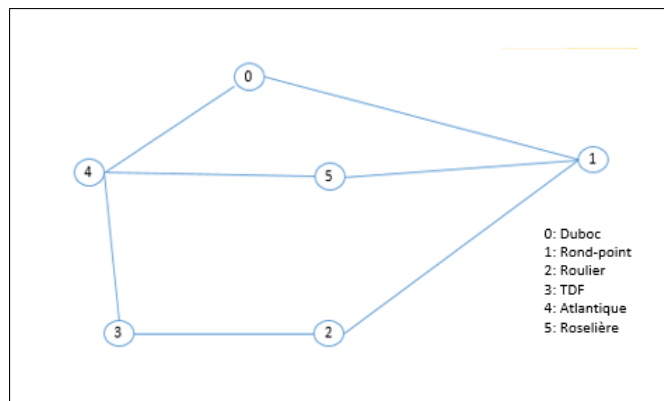


FIGURE 2.11: Graphe représentant le réseau de transport

2.4 Approche de résolution

2.4.1 Algorithme de PSO classique

L'optimisation par essaims de particules (PSO, Particle Swarm Optimization) est une méta-heuristique révolutionnaire récente. Elle a été, initialement, formulée par [Kennedy and Eberhart, 1995]. L'algorithme PSO est une abstraction du comportement social des flocages des oiseaux et des bancs de poissons lorsqu'ils cherchent des sources de nourriture dans l'environnement. Un essaim est un ensemble de particules et chaque particule essaie d'effectuer une bonne recherche en s'appuyant sur son expérience personnelle et ses propres découvertes, ainsi que sur les connaissances partagées par ses voisins. Ce mouvement des particules crée un équilibre entre l'exploration et l'exploitation. La forme la plus simple de PSO rend son algorithme facile à implémenter.

Le mouvement de chaque particule dans l'essaim dépend de trois vecteurs D-dimensionnels, où D représente la dimension de l'espace de recherche. Dans la $k^{\text{ème}}$ dimension et pour la $i^{\text{ème}}$ particule de l'essaim, ces trois vecteurs sont :

- Sa position actuelle x_i^k , sa vitesse v_i^k et sa performance (fitness)
- La meilleure position qui a visité jusqu'ici $Pbest_i^k$
- La meilleure position visitée par ses voisins $Gbest^k$.

Le voisinage choisi par une particule peut être tout l'essaim. Chaque particule détermine son mouvement dans l'espace de recherche en combinant ces trois vecteurs et en utilisant les règles de mise à jour stochastiques et déterministes suivantes :

$$v_i^k(t+1) = w * v_i^k(t) + c_1 * r_1 * (Pbest_i^k - x_i^k(t)) + c_2 * r_2 * (Gbest^k - x_i^k(t)) \quad (2.18)$$

$$x_i^k(t+1) = x_i^k(t) + v_i^k(t+1) \quad (2.19)$$

où :

r_1, r_2 : deux nombres aléatoires choisis selon une distribution uniforme sur l'intervalle $[0, 1]$

c_1, c_2 : des coefficients d'accélération qui déterminent l'influence relative de la mémoire de la particule et de son voisinage.

w : le poids d'inertie, qui montre l'effet du vecteur vitesse précédent sur le nouveau vecteur.

L'organigramme ci-dessous décrit les principales étapes de l'algorithme PSO et du processus de sélection :

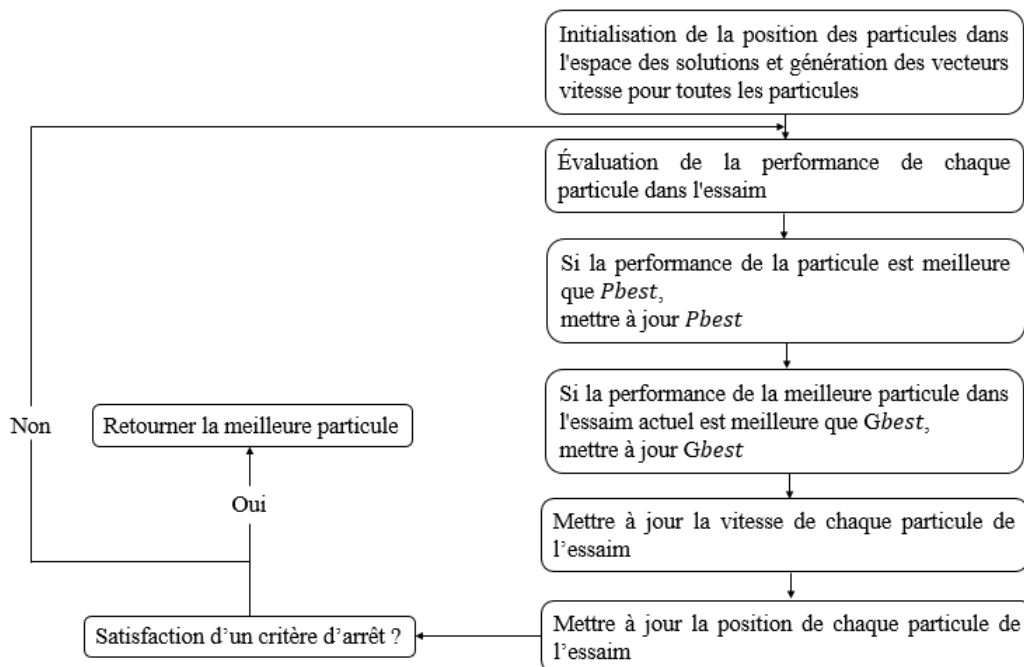


FIGURE 2.12: Organigramme de PSO classique

Le succès de cette approche évolutive dans la résolution des problèmes continus a motivé les chercheurs à étendre son utilisation à d'autres types de problèmes tels que les problèmes d'optimisation en nombres entiers et en nombres binaires.

2.4.2 PSO Binaire et Discrète

L'algorithme PSO a été initialement proposé pour résoudre les problèmes continus. Peu de temps après, les mêmes auteurs de l'approche classique ont développé une approche PSO binaire (*Binary Particle swarm optimization, BPSO*) [Kennedy and Eberhart, 1997]

pour résoudre les problèmes discrets.

Principalement, le PSO basique a été introduit pour optimiser les problèmes dans lesquels les éléments de la solution sont dans un espace continu. Cependant, dans notre modèle, la capacité de la batterie est une valeur discrète et les variables de décision de l'allocation des segments de recharge sont binaires. C'est pour cette raison, nous avons adapté à notre problème la version discrète du PSO de [Sevкли et al., 2014] et la version binaire de [Khanesar et al., 2007].

Les principales différences entre le PSO classique et le PSO binaire résident dans les paramètres et la mémoire. Dans notre travail, nous avons adopté la version binaire du PSO établie par Khanesar et al., qui présente la particularité de considérer la vitesse de la $i^{\text{ème}}$ particule comme étant la probabilité que le $k^{\text{ème}}$ bit de la particule (la solution) passe de son état antérieur à sa valeur complémentaire. L'équation de mise à jour de la vitesse est déterminée par :

$$v_{ic}^k = \begin{cases} v_i^{1k} & \text{si } y_i^k = 0 \\ v_i^{0k} & \text{si } y_i^k = 1 \end{cases} \quad (2.20)$$

y_i^k est la valeur du $k^{\text{ème}}$ bit de la $i^{\text{ème}}$ particule.

Cette version de PSO guide le $k^{\text{ème}}$ bit de la $i^{\text{ème}}$ particule à sa meilleure position en augmentant sa vitesse pour prendre la même valeur et vice versa, ce qui se traduit par l'élaboration de la valeur de Pbest et Gbest de la manière suivante :

$$\text{Si } Pbest_i^k = 1 \quad \text{alors } d_{i,1}^{1k} = c_1 * r_1 \quad \text{et } d_{i,1}^{0k} = -c_1 * r_1 \quad (2.21)$$

$$\text{Si } Pbest_i^k = 0 \quad \text{alors } d_{i,1}^{0k} = c_1 * r_1 \quad \text{et } d_{i,1}^{1k} = -c_1 * r_1 \quad (2.22)$$

$$\text{Si } Gbest_i^k = 1 \quad \text{alors } d_{i,2}^{1k} = c_2 * r_2 \quad \text{et } d_{i,2}^{0k} = -c_2 * r_2 \quad (2.23)$$

$$\text{Si } Gbest_i^k = 0 \quad \text{alors } d_{i,2}^{0k} = c_2 * r_2 \quad \text{et } d_{i,2}^{1k} = -c_2 * r_2 \quad (2.24)$$

où d_i^{1k} et d_i^{0k} sont deux valeurs temporaires. Comme pour PSO classique, r_1 et r_2 sont des nombres aléatoires uniformément répartis dans $[0,1]$ et qui sont mis à jour à chaque fois qu'ils apparaissent, et c_1 et c_2 sont des constantes positives choisies empiriquement par l'utilisateur.

La vitesse est exprimée ainsi :

$$v_i^{1k}(t+1) = w * v_i^{1k}(t) + d_{i,1}^{1k} + d_{i,2}^{1k}$$

$$v_i^{0k}(t+1) = w * v_i^{0k}(t) + d_{i,1}^{0k} + d_{i,2}^{0k}$$

Pour normaliser ces valeurs, la fonction sigmoïde est utilisée afin de contenir la valeur de $v_i^{jk'}$ dans l'intervalle $[0, 1]$:

$$v_i^{jk'}(t+1) = \frac{1}{1 + e^{-v_i^{jk'}(t+1)}}$$

avec $j = 1$ ou $j = 0$.

On calcule la nouvelle position de la particule comme suit :

$$y_i^k(t+1) = \begin{cases} \overline{y_i^k}(t) & \text{si } r_{ij} < v_i^{jk'}(t+1) \\ y_i^k(t) & \text{si } r_{ij} > v_i^{jk'}(t+1) \end{cases}$$

$\overline{y_i^k}(t)$ est le complément de $y_i^k(t)$ et r_{ij} est une variable aléatoire comprise entre 1 et 0.

2.4.3 PSO multi-objectif

Dans notre travail, nous nous intéressons à la résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif, car nous cherchons un compromis entre deux objectifs conflictuels, la minimisation de la capacité de la batterie et la minimisation du nombre de transmetteurs d'énergie. En fait, ce compromis peut s'expliquer par le fait que la minimisation du coût de la batterie conduit à une capacité de batterie faible, ce qui nécessite un nombre élevé de segments de recharge et donc un coût d'infrastructure élevé. Cependant, la minimisation du coût de l'infrastructure génère un petit nombre de segments de recharge, ce qui nécessite une batterie de grande capacité à coût élevé. Par conséquent, pour trouver un compromis entre les deux objectifs, nous devons adopter une autre version de PSO, à savoir l'optimisation multi-objectif par essaims de particules (Multi-Objective Particle Swarm Optimization, MPSO). Le PSO est un algorithme à population, et cette analogie avec les algorithmes évolutifs permet d'exploiter le principe d'élitisme, qui consiste à utiliser comme référentiel une archive qui regroupe les solutions non dominées précédemment trouvées.

Dans la littérature, nous trouvons de nombreux types d'algorithmes MPSO inspirés par des algorithmes évolutifs. Nous nous sommes inspirés de l'approche Pareto Archived Evolution Strategy (PAES), qui a été principalement introduite par [Knowles and Corne, 1999], et est basé sur l'algorithme MPSO présenté par [Coello and Lechuga, 2002]. Les principales étapes de cet algorithme sont les suivantes :

- (1) Initialisation de la position des particules dans l'espace des configurations possibles.
- (2) Génération d'un vecteur de vitesse aléatoire pour chaque particule.
- (3) Évaluation de chaque particule dans l'essaim afin de déposer dans l'archive les particules dont la position représente une solution non dominée.
- (4) Découpage de l'espace de recherche exploré jusqu'à présent en hypercubes. Ensuite, positionnement des particules sur ces hypercubes qui forment un système de coordonnées où les particules sont définies en fonction de leur adaptation (fitness).
- (5) Évaluation de chaque hyper-cube. En effet, l'aptitude d'un hypercube est inversement proportionnelle au nombre de particules qu'il contient. Par conséquent, plus une grille est surpeuplée, plus la valeur d'adaptation des individus qui lui appartient est faible.
- (6) Mise à jour de la position de chaque particule en fonction de :
 - La position du représentant de l'archive : ce leader est choisi au hasard parmi les particules qui appartiennent à l'hypercube sélectionné par une roulette. Cette sélection stochastique se base sur une probabilité proportionnelle à la valeur d'adaptation des hypercubes.
 - La meilleure position de la particule.
 - La position actuelle de la particule.
- (7) Mise à jour de l'archive en utilisant la dominance au sens de Pareto et en respectant la taille de l'archive.
- (8) Mise à jour de la meilleure position de chaque particule dans le cas où elle est dominée par la position actuelle.

2.4.4 Réglage des paramètres

Au moment de réglages des paramètres de l'algorithme MPSO, nous avons constaté que la qualité des résultats obtenus est fortement sensible au choix de chaque paramètre, notamment la vitesse maximale qui contrôle le degré d'exploration de l'espace de recherche. Pour le BPSO, le choix des paramètres est plus compliqué puisque le poids d'inertie w contrôle la vitesse de convergence ainsi que la direction des particules (choisir la direction de la meilleure performance ou la direction de la meilleure particule de l'essaim). Afin de

choisir les paramètres pertinents, nous avons effectué plusieurs tests en fixant des paramètres et en variant d'autres paramètres. Pour le nombre de particule, on a testé avec 20/50/100/200 et 500. Nous avons aussi varié les valeur de c_1 et c_2 avec un pas fixe de 0.2 en respectant la contrainte $c_1 + c_2 \leq 4$. Ainsi, nous avons suivi la même procédure de variation pour w avec un pas de 0.1. La bonne combinaison que nous avons trouvé est la suivante :

- Le Nombre de particules : 100
- Le critères d'arrêt : Après 100 itération ou lorsque la vitesse ne varie presque pas.
- La constante c_1 : 0.8
- La constante c_2 : 1.6
- Le coefficient d'inertie w : 0.6
- La topologie du voisinage de l'essaim : star

2.5 Résultats numériques et discussion

Comme mentionné précédemment, chaque arc est subdivisé en plusieurs segments de même longueur. Dans notre cas, nous avons opté pour 50 m de longueur pour chaque segment. Le tableau 2.1 présente le nombre de segments sur chaque arc. En outre, le tableau 2.2 introduit d'autres données.

TABLE 2.1: *Nombre de segments composant chaque arc*

Duboc- RP	111
RP-Roulier	174
Roulier-TDF	78
TDF-Roulier	70
Roulier-RP	191
RP-Duboc	122
Duboc-Atlantique	176
Atlantique-RP	95
Roseliere-RP	117

L'approche de résolution MPSO a permis d'élaborer trois solutions efficaces au sens de Pareto (voir figure 2.13). Dans chaque solution, les segments de recharge statiques ont été recommandés d'être installés au niveau de la compagnie de transport Duboc et au niveau du terminal TDF, tandis que l'allocation des segments de recharge dynamiques varie en fonction de la capacité de la batterie. Le tableau 2.3 expose le coût de chaque solution.

TABLE 2.2: *Autres données*

Taux de recharge	P_{cs}	800
Coût du câble inductif (par unité de longueur)	C_{cab}	60
Coût unitaire d'onduleur	C_{inv}	5000
Longueur maximale du câble inductif	L_{max}	250 m
Facteur d'autonomie minimale	α	0.2
Facteur d'autonomie maximale	β	0.8
Coût de la batterie	C_{bat}	400
Nombre de véhicules	N	10
Perte d'efficacité	η	0.8

Nous soulignons que le coût de la batterie est proportionnel à sa capacité, ainsi, le coût des segments correspond au coût des lignes inductives plus le coût des onduleurs. Par ailleurs, les tableaux 2.4, 2.5 et 2.6 déterminent l'allocation des segments de recharge pour chaque capacité de batterie faisant partie de l'ensemble des solutions. Nous notons que le nombre d'onduleurs dans chaque solution est égal au nombre de séries de segments actifs. Par exemple, pour la solution reportée dans le tableau 2.6, l'arc *Roulier-RP* sera équipé de 5 onduleurs et 6 lignes inductives. La première série de segments actifs sera installée à 850 m de Roulier et elle sera composée d'un onduleur et deux lignes inductives. La deuxième série de segments sera installée à 1350 m de Roulier et elle sera composée d'un onduleur et d'une ligne inductive. La troisième série de segments actifs sera installée à 3250 m de Roulier et elle sera composée d'un segment actif et d'un onduleur,... etc. Cependant, l'arc *Roselière – RP* ne sera pas équipé avec aucune infrastructure de recharge par induction.

TABLE 2.3: *Coûts des solutions*

Solution	Capacité de la batterie	Coût de la batterie	Coût des segments
1	16	6400	934200
2	20	8000	828800
3	14	5600	1402200

En comparaison avec l'étude de [Benantar, 2017], qui a été menée dans le cadre du même projet « Green Truck », nous constatons que les segments de recharge statiques sont installés dans les mêmes sites que les stations de recharge par prise. Ainsi, la technologie de recharge par induction permet de réaliser les différents acheminements avec des batteries de capacité très petite (14-20 kWh) par rapport à celle obtenus avec la technologie de recharge par conduction (187 kWh). Nous notons que, le coût d'infrastructure de recharge de la technologie induction est beaucoup plus cher que celui de recharge par conduction. Néanmoins, la batterie des VE chargé par induction reste moins cher, moins volumineux

et d'un poids très réduit par rapport à la batterie des VE chargé par conduction. Nous soulignons l'importance de prise en considération par le décideur du coût de la batterie qui est lié à sa capacité. En effet, la batterie d'un véhicule électrique nécessite d'être changée après qu'elle atteigne sa durée de vie (en nombre de cycle).

La représentation graphique des trois solutions de compromis permet de conclure l'efficacité de la méthode de résolution. En effet, les solutions sont réparties de manière presque uniforme sur la surface de compromis (voir figure 2.13).

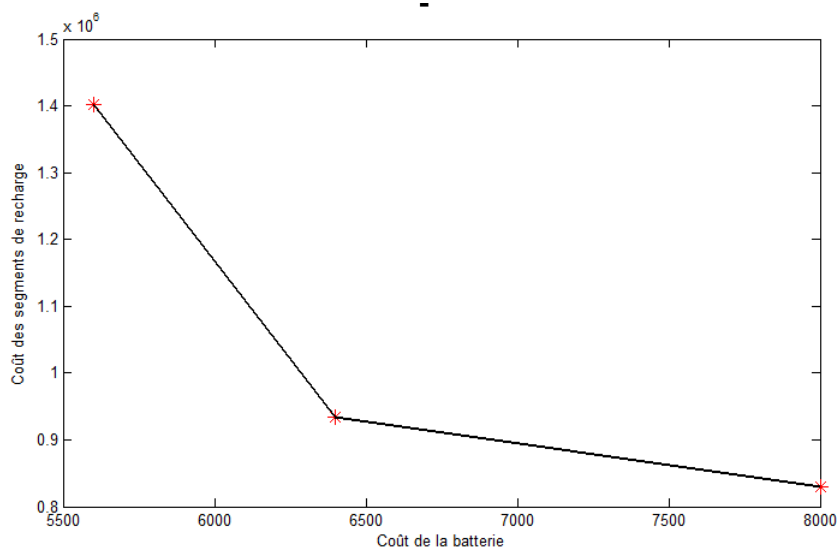


FIGURE 2.13: Représentation du front Pareto obtenu

TABLE 2.4: Allocation des segments actifs pour la solution 1

Arcs	Distance entre chaque segment de recharge et l'origine de l'arc (m)					
Duboc-RP	4100-4150	4200-4250				
RP-Roulier						
Roulier-TDF	1150-1200	1550-1600				
TDF-Roulier	400-450	1000-1050	2750-2800			
Roulier-RP	450-500	850-900				
RP-Duboc	0-50	2400-2450	3400-3450			
Duboc-Atlantique	250-300	450-500	3050-3100	4850-4900	6250-6300	8200-8250
Atlantique-Roselière	850-900					
Roselière-RP						

TABLE 2.5: Allocation des segments actifs pour la solution 2

Arcs	Distance entre chaque segment de recharge et l'origine de l'arc (m)					
Duboc-RP	1350-1400					
RP-Roulier	750-800	2050-2100	2350-2400	3550-3600	5050-5100	5500-5600
Roulier-TDF						
TDF-Roulier	2000-2050					
Roulier-RP	4250-4300	5000-5500				
RP-Duboc	4150-4200	5300-5350	5450-5500			
Duboc-Atlantique	2100-2150	5200-5250				
Atlantique-Roselière	2200-2250	3400-3450				
Roselière-RP						

TABLE 2.6: Allocation des segments actifs pour la solution 3

Arcs	Distance entre chaque segment de recharge et l'origine de l'arc (m)					
Duboc-RP	1200-1250	3300-3350	4500-4550			
RP-Roulier	350-400	2150-2200	2350-2400	4500-4550	6150-6200	7200-7250
Roulier-TDF	1950-2000	2450-2500				
TDF-Roulier	2000-2050	2800-2850				
Roulier-RP	850-950	1350-1400	3250-3300	3650-3700	5700-5750	
RP-Duboc	5350-5400	7300-7350				
Duboc-Atlantique	5700-5750	3600-3650	4200-4250	7150-7200	8050-8100	8250-8300
Atlantique-Roselière	300-350	1900-1950	3400-3450			
Roselière-RP						

L'efficacité de nos résultats est prouvée par la mise en place stratégique des segments actifs à l'aune du profil de vitesse des camions. En effet, nous avons constaté que les segments dynamiques sont placés dans des zones où le camion se déplace lentement.

2.6 Conclusion

Nous avons étudié le problème d'allocation des segments de recharge par induction en mode statique et dynamique dans le port du Havre. Notre objectif étant de trouver une allocation stratégique des segments de recharge. Cette allocation doit permettre d'alimenter la batterie d'un VE en temps d'arrêt de même qu'en temps de mouvement

du véhicule. Ainsi, elle doit constituer un compromis entre le coût des segments de recharge et le coût de la batterie tout en permettant au véhicule d'effectuer ses tournées sans que la batterie soit complètement déchargée quel que soit son point de départ et son point d'arrivée. D'abord, nous avons modélisé ce problème sous forme de programme non linéaire en nombres entiers. Ensuite, nous avons adapté notre problème à l'approche d'optimisation par essaim de particules. Puis, nous avons présenté trois solutions différentes. Reste à prendre en compte lors du choix d'une des solutions proposées d'autres aspects tels que la dégradation de la batterie et le coût de maintenance de l'infrastructure.

Le chapitre suivant développe l'étude menée dans le présent chapitre. Il présente le problème d'allocation des segments de recharge seulement dans le cas où le véhicule est en mouvement. Cette restriction a rendu le problème plus compliqué car elle a généré de nouvelles contraintes liées à la construction du nouveau réseau de transport ainsi qu'à la réalisabilité des tournées.

Remerciements

Ce travail de recherche a été mené dans le cadre du projet Green Truck porté par le GPMH. Ce projet a reçu un financement de la région Normandie en France

CHAPITRE 3

ALLOCATION STRATÉGIQUE DES SEGMENTS DE RECHARGE PAR INDUCTION DANS LE PORT DU HAVRE : MODE DE RECHARGE DYNAMIQUE

3.1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté le problème d'allocation des segments de recharge par induction qui permettent à un VE de se charger en temps mort (mode statique) et lorsqu'il est en mouvement (mode dynamique). Cependant, nous nous focalisons dans ce chapitre sur le mode dynamique. Cette restriction rend le problème et le réseau de transport plus compliqué. Pour modéliser ce problème, nous proposons une formulation mathématique sous forme d'un programme non linéaire en nombres entiers. Pour évaluer la qualité des solutions générées par l'approche MPSO, nous transformons le problème en un programme linéaire équivalent et nous le résolvons sur le solveur CPLEX.

Ce chapitre sera organisé comme suit : la section 2 sera dédiée à la description du problème étudié. La section 3 traitera une étude de cas qui approuve notre projet de recherche. La section 4 présentera une validation du problème étudié.

3.2 Description du problème

Nous considérons ici que le mode de recharge dynamique, c'est à dire lorsque le véhicule est en mouvement. Cette restriction a fait que chaque arc est devenu plus lié aux arcs qui lui précèdent puisque le mode de recharge statique n'est pas alloué. Par conséquent, la complexité du problème a augmenté.

Ce chapitre reprend les mêmes notations que celles du chapitre précédent. Néanmoins, nous considérons autres contraintes liées à l'aspect limitatif du mode de recharge dynamique.

Soit L l'ensemble des chemins indexés par l , où chaque chemin l est composé d'une succession d'un sous-ensemble d'arcs de U . Chaque arc $(a, b) \in U$ est subdivisé en plusieurs segments de même longueur, ce qui signifie que le nombre de segments de chaque arc dépend de sa longueur. Dans notre modèle, le but de cette segmentation est de considérer chaque segment comme un transmetteur potentiel d'énergie par induction, puis de décider si chaque segment sera équipé (i) d'un câble émetteur inductif et d'un onduleur, (ii) uniquement d'un câble émetteur ou (iii) sera simplement un segment inactif (voir Figure 2.7). Il convient de noter qu'un seul onduleur peut alimenter une série successive de segments actifs à condition que cela ne dépasse pas sa capacité.

Nous rappelons que dans notre étude, nous entendons par un sommet :

1. Un terminale maritime
2. Un transporteur de conteneur
3. Un dépôt de conteneurs vides
4. Un point qui a plus d'un demi-degré incident vers l'intérieur ou plus d'un demi-degré incident vers l'extérieur. Autrement dit, un sommet, auquel au moins deux arcs convergent ou duquel au moins deux arcs divergent, ce qui inclut les ronds-points (*trafic cycles*) et les points de croisement. En effet, ces nœud représentent au point d'intersection de deux chemins qui ont un arc commun incident vers/depuis celui-ci.

3.2.1 Modèle mathématique

Le modèle mathématique de ce problème est formulé comme suit :

3.2.1.1 Paramètres et notations

Le problème traité dans ce chapitre reprend les mêmes paramètres et notations du problème étudié dans le chapitre précédent (voir la sous-section 2.2.5.1)

3.2.1.2 Variables de décision

$$y_{(ab,j)} = \begin{cases} 1 & \text{Si le } j^{\text{ème}} \text{ segment de l'arc } (a,b) \text{ est actif} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$
$$z_{(ab,j)} = \begin{cases} 1 & \text{Si le } j^{\text{ème}} \text{ segment de l'arc } (a,b) \text{ a un onduleur} \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

I_{bat} : Capacité de la batterie

Pour optimiser les performances de la batterie, son autonomie doit être maintenue entre I_{high} et I_{low} :

$$I_{high} = \alpha * I_{bat};$$

$$I_{low} = \beta * I_{bat}.$$

avec $\alpha, \beta \in [0, 1]$. Généralement, α prend la valeur 0.8 et β prend la valeur 0.2.

3.2.1.3 Fonction objectif

L'objectif est d'identifier les meilleurs compromis entre le coût d'une batterie (multiplié par le nombre de véhicules N) et le coût total de l'infrastructure de recharge (correspondant au coût total des onduleurs et du câble inductif). Par conséquent, nous avons deux

objectifs à minimiser :

$$\begin{aligned} & \min N * C_{bat} * I_{bat}; \\ \min C_{cab} * & \sum_{(a,b) \in U} \sum_{j \in J_{ab}} y_{ab,j} + C_{inv} * \sum_{(a,b) \in U} \sum_{j \in J_{ab}} z_{ab,j} \end{aligned}$$

3.2.1.4 Contraintes

$$y_{ab,j} \geq z_{ab,j} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (3.1)$$

Les contraintes (3.1) garantissent que si un segment est inactif, il n'y aura pas d'onduleur lié à ce segment.

$$\begin{aligned} I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j} & \geq I_{low} \\ \forall (a, b) \in U - \{f_{ab}\}, \forall j \in J_{ab}, \forall l \in L \end{aligned} \quad (3.2)$$

Les contraintes (3.2) exigent que la charge restante dans la batterie au début de chaque segment soit toujours supérieure à la charge minimale critique de la batterie. Nous remarquons que si un arc $(a, b) \in U$ n'appartient pas au chemin l , on a $t_{ab,j}^l = 0 \forall j \in J_{ab}$, ce qui assure la validité de la contrainte.

$$I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * t_{0b,1}^l * y_{0b,1} \geq I_{low} \quad \forall (0, b) \in U, \forall l \in L \quad (3.3)$$

Nous supposons que la batterie est pleinement chargée à l'origine. Par conséquent, les contraintes (3.2) pour le premier segment d'un chemin l se transforment en contraintes (3.3).

$$\begin{aligned} I(t_{ab,j+1}^l) = \min\{I_{high}, I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j}\} \\ \forall (a, b) \in U - \{0_{ab}\}, \forall j, j + 1 \in J_{ab}, \forall l \in L \end{aligned} \quad (3.4)$$

Les contraintes (3.4) mettent à jour la charge restante en batterie au début de chaque segment, nous notons qu'elle correspond au *minimum* entre (i) la charge résiduelle au début du segment précédent *moins* la charge consommée lors du passage sur le segment précédent *plus* le total de la charge ajoutée à la batterie si le segment précédent était actif et (ii) la capacité de stockage maximale de la batterie.

$$\begin{aligned} I(t_{0b,1}^l) = \min\{I_{high}, I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * t_{0b,1}^l * y_{0b,1}\} \\ \forall (0, b) \in U, \forall l \in L \end{aligned} \quad (3.5)$$

Les contraintes (3.5) remplacent les contraintes (3.4) lorsque le point de départ du segment en question est l'origine.

$$I(t_{ab,f_{ab}}^l) - \left(\int_{t_{ab,f_{ab}}^l}^{t_{bc,0_{bc}}^l} P_{bat}(t) dt - P_{cs} * (t_{bc,0_{bc}}^l - t_{ab,f_{ab}}^l) * y_{ab,f_{ab}} \right) * s_{ab,bc}^l \geq I_{low} \quad (3.6)$$

$$\forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L$$

$$I(t_{bc,0_{bc}}^l) = \min\{I_{high}, I(t_{ab,f_{ab}}^l) - \left(\int_{t_{ab,f_{ab}}^l}^{t_{bc,0_{bc}}^l} P_{bat}(t) dt - P_{cs} * (t_{bc,0_{bc}}^l - t_{ab,f_{ab}}^l) * y_{ab,f_{ab}} \right) * s_{ab,bc}^l\} \quad (3.7)$$

$$\forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L$$

Les contraintes (3.6) et (3.7) sont analogues aux contraintes (3.2) et (3.4) au cas où le segment qui précède celui étudié appartient à l'arc (a, b) qui précède l'arc (b, c) du chemin l . Dans ce cas, $k - 1 = f_{ab}$ et $k = 0_{bc}$. À titre d'illustration (voir Figure 3.1), supposons que nous avons besoin de calculer l'état de charge à l'arrivée au premier segment de l'arc $(5, 6)$ et que le chemin étudié est $(0, 1, 5, 6)$, nous serons dans l'obligation de savoir l'état de charge du dernier segment de l'arc prédécesseur $(1, 5)$ en empruntant le chemin, ce qui est exprimé par ces contraintes.

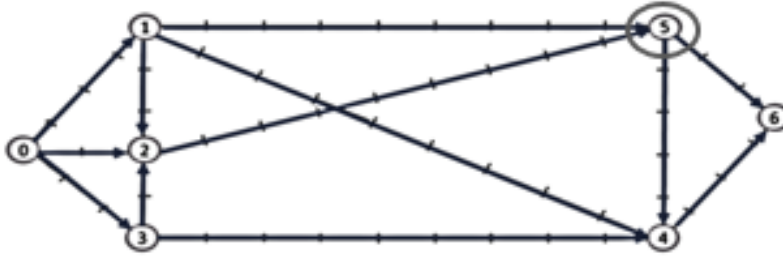


FIGURE 3.1: Exemple d'application des contraintes (3.6) et (3.7)

$$z_{ab,j} + z_{ab,j+1} \leq 1 \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} - f_{ab} \quad (3.8)$$

Les contraintes (3.8) garantissent que deux segments actifs successifs ont au plus un onduleur.

$$\sum_{k=i}^{i+L_{max}+1} y_{ab,k} \leq L_{max} \quad \forall (a, b) \in U, \forall k \in J_{ab}, \forall l \in L, \forall i/i \leq f_{ab} - L_{max} \quad (3.9)$$

Les contraintes (3.9) garantissent que la longueur totale des segments successivement actifs est au plus L_{max} .

$$\left(\sum_{j=i}^{f_{ab}} y_{ab,j} + \sum_{k=0_{bc}}^{L_{max}-(f_{ab}-i+1)} y_{bc,k} \right) * s_{ab,bc}^l \leq L_{max} \quad (3.10)$$

$$\forall i/f_{ab} - L_{max} \leq i \leq f_{ab}, \forall (a, b), (b, c) \in U, \forall j \in J_{ab}, \forall k \in J_{bc}, \forall l \in L$$

Les contraintes (3.10) remplacent les contraintes (3.9) lorsqu'il s'agit d'une série de segments successifs actifs appartenant à deux arcs successifs (a, b) et (b, c) suivant le chemin l .

$$z_{ab,j} = (y_{ab,j} - y_{ab,j-1}) * y_{ab,j} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (3.11)$$

$$z_{bc,0_{bc}} = (y_{bc,0_{bc}} - \prod_{l=1}^L y_{ab,f_{ab}} * s_{ab,bc}^l) * y_{bc,0_{bc}} \quad \forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L \quad (3.12)$$

Les contraintes (3.11) et (3.12) permettent l'allocation d'un seul onduleur dans une série de segments actifs.

$$y_{ab,j}, z_{ab,j} \in \{0, 1\} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (3.13)$$

$$I_{bat} \in [I_{min}, I_{max}] \subset N \quad (3.14)$$

L'expression (3.13) définit les contraintes d'intégrité et l'expression (3.14) exige que la capacité de la batterie appartient à un intervalle spécifique $[I_{min}, I_{max}]$.

3.2.2 Linéarisation du modèle mathématique

Pour prouver la qualité des solutions générées par la méthode approchée MPSO (présentée dans la sous-section 2.4.3), nous avons linéarisé notre modèle.

L'écriture des contraintes (3.4) incluent l'opérateur *minimum*, ce qui a rendu les contraintes non linéaire. C'est pour cela, nous avons remplacé ces contraintes par les contraintes d'indicateur (3.15-3.18). Ainsi, Nous présentons une nouvelle variable entière binaire $x_{ab,j+1}^l$ qui est définie par les équations suivantes :

$$x_{ab,j+1}^l = 0 \Rightarrow I(t_{ab,j+1}^l) = I_{high} \quad \forall (a, b) \in U - \{0_{ab}\}, \forall j, j+1 \in J_{ab}, \forall l \in L \quad (3.15)$$

$$x_{ab,j+1}^l = 1 \Rightarrow I(t_{ab,j+1}^l) = I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j} \quad (3.16)$$

$$\forall (a, b) \in U - \{0_{ab}\}, \forall j, j+1 \in J_{ab}, \forall l \in L$$

$$x_{ab,j+1}^l = 0 \Rightarrow I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j} \geq I_{high} \quad (3.17)$$

$$\forall (a, b) \in U - \{0_{ab}\}, \forall j, j+1 \in J_{ab}, \forall l \in L$$

$$x_{ab,j+1}^l = 1 \Rightarrow I(t_{ab,j}^l) - \int_{t_{ab,j}^l}^{t_{ab,j+1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * (t_{ab,j+1}^l - t_{ab,j}^l) * y_{ab,j} \leq I_{high} \quad (3.18)$$

$$\forall (a, b) \in U - \{0_{ab}\}, \forall j, j+1 \in J_{ab}, \forall l \in L$$

Un processus de linéarisation similaire peut être appliqué aux contraintes (3.5) :

$$x_{0b,1}^l = 0 \Rightarrow I(t_{0b,1}^l) = I_{high} \quad \forall (0, b) \in U, \forall l \in L \quad (3.19)$$

$$x_{0b,1}^l = 1 \Rightarrow I(t_{0b,1}^l) = I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * t_{0b,1}^l * y_{0b,j} \quad (3.20)$$

$$\forall (0, b) \in U, \forall l \in L$$

$$x_{0b,1}^l = 0 \Rightarrow I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * t_{0b,1}^l * y_{0b,j} \geq I_{high} \quad (3.21)$$

$$\forall (0, b) \in U, \forall l \in L$$

$$x_{0b,1}^l = 1 \Rightarrow I_{high} - \int_0^{t_{0b,1}^l} P_{bat}(t) dt + P_{cs} * y_{0b,j} \leq I_{high} \quad (3.22)$$

$$\forall (0, b) \in U, \forall l \in L$$

La procédure de linéarisation des contraintes (3.7) est la même que celle suivie lors de la linéarisation des contraintes (3.4) et (3.5) :

$$x_{bc,0bc}^l = 0 \Rightarrow I(t_{bc,0bc}^l) = I_{high} \quad (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L \quad (3.23)$$

$$x_{bc,0bc}^l = 1 \Rightarrow I(t_{bc,0bc}^l) = I(t_{ab,fab}^l) - \left(\int_{t_{ab,fab}^l}^{t_{bc,0bc}^l} P_{bat}(t) dt - P_{cs} * (t_{bc,0bc}^l - t_{ab,fab}^l) * y_{ab,fab} \right) * s_{ab,bc}^l \quad (3.24)$$

$$\forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L$$

$$x_{bc,0bc}^l = 0 \Rightarrow I(t_{ab,fab}^l) - \left(\int_{t_{ab,fab}^l}^{t_{bc,0bc}^l} P_{bat}(t) dt - P_{cs} * (t_{bc,0bc}^l - t_{ab,fab}^l) * y_{ab,fab} \right) * s_{ab,bc}^l \geq I_{high} \quad (3.25)$$

$$\forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L$$

$$x_{bc,0_{bc}}^l = 1 \Rightarrow I(t_{ab,fab}^l) - \left(\int_{t_{ab,fab}^l}^{t_{bc,0_{bc}}^l} P_{bat}(t) dt - P_{cs} * (t_{bc,0_{bc}}^l - t_{ab,fab}^l) * y_{ab,fab} \right) * s_{ab,bc}^l \leq I_{high} \quad (3.26)$$

$$\forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L$$

Pour compléter le processus de linéarisation. Nous procédons à la linéarisation des contraintes (3.11). En effet, puisqu'il s'agit d'un produit de deux variables binaires nous remplaçons ces contraintes par les contraintes (3.27)-(3.29).

$$z_{ab,j} \leq 2 - y_{ab,j} - y_{ab,j-1} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (3.27)$$

$$z_{ab,j} \leq y_{ab,j} \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (3.28)$$

$$1 - (2 * y_{ab,j} - z_{ab,j-1}) - z_{ab,j} \geq 0 \quad \forall (a, b) \in U, \forall j \in J_{ab} \quad (3.29)$$

Il s'ensuit que les contraintes (3.28) est redondante et doit donc être retirée du modèle mathématique.

Enfin, les contraintes suivantes doivent être ajoutées pour remplacer les contraintes (3.12) :

$$z_{bc,0_{bc}} \leq \sum_{l=1}^L s_{ab,bc}^l - y_{ab,fab} * \sum_{l=1}^L s_{ab,bc}^l \quad \forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L \quad (3.30)$$

$$y_{bc,0_{bc}} - y_{bc,0_{bc}} * z_{bc,0_{bc}} \leq z_{bc,0_{bc}} \quad \forall (a, b), (b, c) \in U, \forall l \in L \quad (3.31)$$

3.3 Approche de résolution

Le programme que nous avons construit dans la section précédente est non linéaire. C'est pour cette raison que nous avons adopté l'algorithme par essais de particules PSO dans sa version classique, binaire et multi-objectif. Ce choix est justifié par l'efficacité que l'approche PSO a montrée vis-à-vis aux problèmes non linéaires. L'adaptation de cette méta-heuristique révolutionnaire est la même que celle élaborée dans le chapitre précédent (voir la section 2.4) pour toutes les étapes à l'exception de l'étape d'élaboration de la solution initiale. Cette différence vient du fait que la restriction sur le mode de recharge dynamique augmente la complexité de recherche d'une solution initiale. La sous-section suivante expose l'heuristique de construction de cette solution.

3.3.1 Solution initiale

La principale difficulté rencontrée lors du processus de résolution de notre problème est la génération de la solution initiale. L'origine de cette difficulté peut s'expliquer par le fait que lors de la recherche d'une solution sur un arc, nous devons prendre en compte tous les chemins qui parcourent cet arc. Ainsi, plus un arc appartient à plusieurs chemins, plus il est compliqué de générer une solution initiale pour cet arc. Pour concevoir une solution initiale réalisable, nous proposons l'heuristique ci-dessous.

Soit :

- L : la liste des chemins non visités indexée par l
- U : l'ensemble des arcs indexé par u
- $U_{visité}$: l'ensemble des arcs visités
- $L_{visité}$: l'ensemble des chemins visités
- U_l : l'ensemble des arcs du chemin l
- K_u : l'ensemble des segments qui compose l'arc u
- Q_u : l'ensemble des segments inactifs de l'arc u
- $antécédent(l, r)$: l'arc qui précède l'arc r sur le chemin l
- K_{lu} : l'ensemble des segments critiques de l'arc u sur le chemin l (nous entendons par un «segment critique», un segment qui rend la charge résiduelle de la batterie inférieure à I_{low} si le véhicule parcourt ce segment)

Algorithme : Génération de la solution initiale

1. $U_{visité} = \emptyset$ et $L_{visité} = \emptyset$
 2. **Tant que** $L \neq \emptyset$ **faire** :
 - a- Choisir un chemin l dans la liste des chemins non visités
 - b- $L = L - \{l\}$, $L_{visité} = L_{visité} + \{l\}$
 - c- Recherche d'une solution réalisable pour le chemin l , $\forall u \in U_l$:

Si $u \notin U_{visité}$, **alors**

 - i. Faire une allocation faisable sur u
 - ii. $U_{visité} = U_{visité} + \{u\}$

Si non vérifiez la faisabilité de l'allocation actuelle sur le chemin :

Si la solution est réalisable, **alors**

Passer à l'arc suivant de l'arc u sur le chemin l

Si non

Pour chaque segment $k \in K_{lu}$ effectuez une correction (*)

Fin Si
- Fin Si**
- Fin Tant que**
-

Algorithme : *Correction

Tant que la solution actuelle n'est pas faisable, **faire** $AB = u$ **Si** $Q_{AB} \neq \emptyset$, **alors**Sélectionner arbitrairement : $k' \in Q_{AB}$, tel que : $k' < k$ et $y_{AB, k'}^l = 0$ Activer $k' \Rightarrow y_{AB, k'}^l = 1$;**Sinon** $AB = \text{antécédent}(l, AB)$ **Fin Si****Fin Tant que**

3.4 Étude de cas : Port du Havre

3.4.1 Données du réseau de transport

Dans la zone industrialo-portuaire du Havre, le post et le pré-acheminement des conteneurs sont assurés par des camions. Pendant la journée, les camions suivent un ensemble de missions aller-retour entre les compagnies de transport, le dépôt de conteneurs vide et les terminaux. Pour identifier l'ensemble des missions effectuées par les véhicules, nous avons traité les données collectées à partir des GPS installés sur les camions conventionnels. De plus, nous avons utilisé le système d'information de transport Dynafleet [Abrahamsson and Jacobsson, 1999]. Ce système nous a fourni des informations sur la consommation requise en temps réel, la vitesse du véhicule (accélération / décélération), la pente de la route et les arrêts des véhicules. Toutes les données ont été traitées sur Google Earth, pour ajuster des coordonnées, ajouter des données et des itinéraires manquants et générer le réseau de transport (voir 3.2).

Dans ce travail, nous utilisons le terme «Inter» pour désigner un point d'intersection de plusieurs routes. Cela peut être un rond-point, un point de croisement ou simplement un point où il y a un choix entre au moins deux itinéraires à suivre. Ainsi, le terme «Path» est utilisé pour dire «chemin». Les missions classiques l_i des camions qui opèrent au sein du port du Havre et qui sont présentée graphiquement sur la figure 3.2, sont définies comme suit :

Path 1 : DUBOC-TDF-DUBOC*Duboc, Inter₁, Inter₂, Inter₃, Inter₅, Inter₆, TDF, Inter₆, Inter₅, Inter₃, Inter₂, Inter₁,*

Duboc

Path 2 : DUBOC-TDF-DUBOC : alternative 1

Duboc, Inter₁, Inter₂, Inter₃, Inter₄, Atlantique, Inter₆, TDF, Inter₆, Atlantique, Inter₄, Inter₃, Inter₂, Inter₁, Duboc

Path 3 : DUBOC-TDF-DUBOC : alternative 2

Duboc, Inter₂, Inter₁, Atlantique, Inter₆, TDF, Inter₆, Atlantique, Inter₁, Inter₂, Duboc

Path 4 : DUBOC-ROULIER-DUBOC

Duboc, Inter₁, Inter₂, Inter₃, Inter₅, Roulier, Inter₅, Inter₃, Inter₂, Inter₁, Duboc

Path 5 : DUBOC-ROULIER-DUBOC : alternative 1

Duboc, Inter₂, Inter₁, Atlantique, Inter₆, Inter₅, Roulier, Inter₅, Inter₆, Atlantique, Inter₁, Inter₂, Duboc

Path 6 : DUBOC-ROULIER-DUBOC : alternative 2

Duboc, Inter₁, Inter₂, Inter₃, Inter₄, Rosiliere, Inter₄, Atlantique, Inter₆, Inter₅, Roulier, Inter₅, Inter₃, Inter₂, Inter₁, Duboc

Path 7 : DUBOC-ATLANTIQUE-ROSELIERE-DUBOC

Duboc, Inter₂, Inter₁, Atlantique, Inter₄, Rosiliere, Inter₄, Inter₃, Inter₂, Inter₁, Duboc

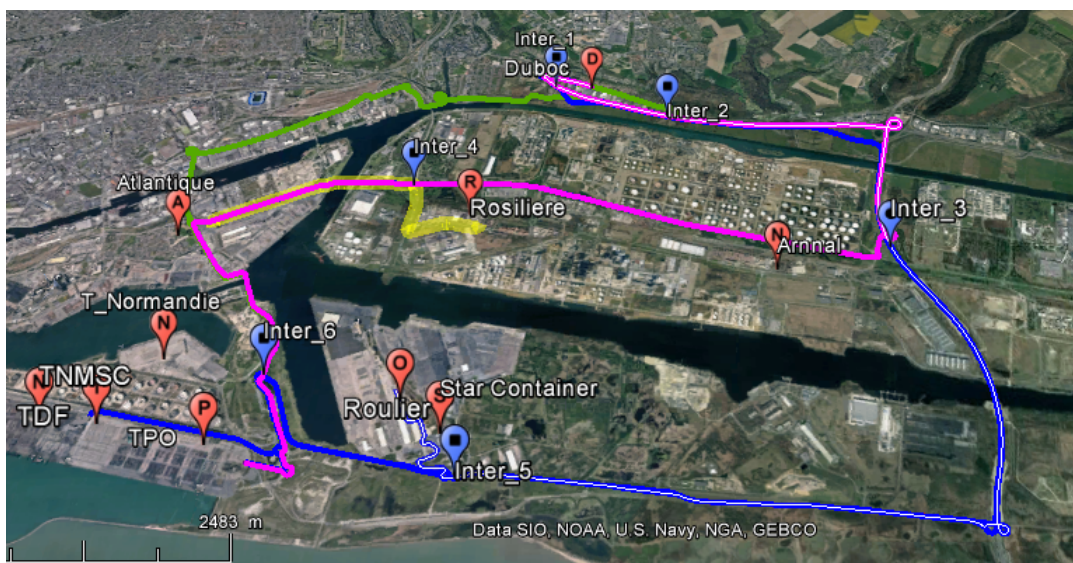


FIGURE 3.2: Réseau de transport du port du Havre

La visualisation du réseau de transport nous a permis d'extraire l'ensemble des arcs qui compose le graphe modélisant le réseau. Dans un premier temps, nous avons découpé chaque arc en un ensemble de segments de même longueur, le tableau 3.1 reporte l'ensemble des arcs et le nombre de segments qui composent chaque arc. Dans un deuxième temps, nous avons généré les données nécessaires relatives à chaque segment afin d'estimer la puissance requise de la batterie à l'instant t_{uj}^l notée $P_{bat}(t_{uj}^l)$.

Comme mentionné ci-dessus, chaque arc est composé d'un certain nombre de segments (Nbr_{seg}) qui ont tous la même longueur. Le tableau 3.1 contient en plus de nombre de segments composant chaque arc, le degré de complexité (DoC) de chaque arc ; nous entendons par le DoC d'un arc, le nombre de positions différentes qu'il occupe sur tous les chemins (missions) auxquels il appartient. Par exemple, l'arc 1 (voir Tableau 3.1) appartient aux chemins 1, 2, 4 et 6, et pourtant, son DoC est égale à 1 car il figure toujours dans la même position (le premier arc de chaque chemin). De même, l'arc 3 appartient aux chemins (path) : 1, 2, 3, 4, 5 et 6, mais pour les chemins 1, 2, 4 et 6, il a la même position, c'est-à-dire qu'il est précédé de mêmes arcs. La position de l'arc 3 sur les chemins 1, 2, 4 et 6 est différente de sa position sur le chemin 3, qui est différente de sa position sur le chemin 5. Par conséquent, la DoC de l'arc 3 est égale à 3.

TABLE 3.1: Nombre de segments composant chaque arc

N° arc	Arc	Nbr_{seg}	DoC	N° arc	Arc	Nbr_{seg}	DoC
1	<i>Duboc, Inter₁</i>	18	1	2	<i>Inter₁, Duboc</i>	17	5
3	<i>Inter₁, Inter₂</i>	28	3	4	<i>Inter₂, Inter₁</i>	29	6
5	<i>Inter₂, Inter₃</i>	72	1	6	<i>Inter₃, Inter₂</i>	83	4
7	<i>Inter₃, Inter₄</i>	104	1	8	<i>Inter₄, Inter₃</i>	104	2
9	<i>Inter₃, Inter₅</i>	162	1	10	<i>Inter₅, Inter₃</i>	166	3
11	<i>Inter₅, Inter₆</i>	42	2	12	<i>Inter₆, Inter₅</i>	48	3
13	<i>Inter₆, TDF</i>	50	3	14	<i>TDF, Inter₆</i>	50	3
15	<i>Duboc, Inter₂</i>	26	1	16	<i>Inter₂, Duboc</i>	40	2
17	<i>Inter₅, Roulier</i>	30	3	18	<i>Roulier, Inter₅</i>	32	3
19	<i>Inter₄, Atlantique</i>	50	2	20	<i>Atlantique, Inter₄</i>	46	2
21	<i>Inter₁, Atlantique</i>	124	1	22	<i>Atlantique, Inter₁</i>	116	2
23	<i>Inter₆, Atlantique</i>	48	3	24	<i>Atlantique, Inter₆</i>	52	3
25	<i>Inter₄, Rosiliere</i>	28	2	26	<i>Rosiliere, Inter₄</i>	28	2

Nous notons que les deux arcs liant a et b à savoir (a, b) et (b, a) peuvent ne pas avoir la même attribution de segments actifs en raison de la différence en : (i) DoC de ces deux arcs (les deux arcs peuvent avoir des positions différentes sur le même chemin et donc

l'allocation des segments actifs sur chaque arc sera faite en considérant les arcs qui le précèdent ainsi que tous les chemins auxquels il appartient) et (ii) la puissance requise dans chaque direction est différente puisque nous prenons en compte dans son calcul les forces aérodynamiques.

Nous supposons que la longueur de chaque segment est de 50 m et nous notons que $[I_{min}, I_{max}] = [10, 24]$.

3.4.2 Résultats expérimentaux et discussion

Comme mentionné ci-dessus, les objectifs à optimiser sont conflictuels et le processus d'optimisation doit respecter chaque objectif. Dans la stratégie multi-objectifs que nous avons opté, nous avons choisi de conserver les meilleures solutions (particules) dans une archive qui ne dépasse pas quatre particules non dominées. Les éléments de cette archive représentent une approximation du front de Pareto. Notre but est de déterminer la meilleure approximation du front de Pareto.

Lorsque l'archive dépasse sa capacité, nous conservons les solutions situées dans des zones moins encombrées sur l'espace des objectifs. Cette opération s'effectue au moyen d'une classification non supervisée (clustering en anglais).

À partir de notre analyse des résultats, la plupart des émetteurs d'énergie sans fil sont affectés à des segments avec un profil de vitesse faible, ce qui est logique étant donné que la batterie se charge plus lors d'un mouvement lent du véhicule.

Pour évaluer les résultats obtenus, nous avons identifié sur chaque arc le pourcentage de segments actifs (PSA), le nombre d'onduleurs (NO) et le nombre de segments actifs SA qu'il comporte. Nous dévoilons ainsi pour chaque solution : (i) le coût de l'infrastructure de recharge C_{inf} qui combine le coût des lignes de recharge par induction (les segments actifs) C_{cab} ainsi que le coût des onduleurs C_{ond} , et (ii) le coût de la batterie C_{bat} . Comme mentionné ci-dessus, l'archive est composée de quatre solutions. Les tableaux 3.2-3.5 décrivent les détails de chaque solution :

TABLE 3.2: Résultats pour $I_{bat} = 17 \text{ kWh}$

Arc N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9
SA	0	3	9	6	17	31	34	27	47
NO	0	1	2	2	4	7	9	5	11
PSA(%)	00.00	17.64	32.14	20.68	23.61	37.34	32.69	25.96	29.01

Arc N°	10	11	12	13	14	15	16	17	18
SA	41	10	4	15	16	0	3	3	2
NO	10	2	1	5	4	0	3	3	2
PSA(%)	24.69	23.80	08.33	30.00	30.76	00.00	32.50	40.00	18.75

Arc N°	19	20	21	22	23	24	25	26
SA	9	9	41	37	15	21	11	11
NO	2	2	11	11	5	5	3	3
PSA(%)	18.00	19.56	33.06	31.89	31.25	40.38	39.28	39.28

Total SA : 437

Total NO : 113

PSA (%) : 27.39

TABLE 3.3: Résultats pour $I_{bat} = 19 \text{ kWh}$

Arc N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9
SA	0	4	7	5	19	32	30	26	45
NO	0	1	2	1	5	9	7	6	12
PSA(%)	00.00	23.52	25.00	17.24	26.38	38.55	28.84	25.00	27.77

Arc N°	10	11	12	13	14	15	16	17	18
SA	37	15	4	15	17	0	10	10	9
NO	9	4	1	4	5	0	2	2	2
PSA(%)	22.28	35.71	08.33	30.00	32.69	00.00	25.00	33.33	28.12

Arc N°	19	20	21	22	23	24	25	26
SA	9	8	40	36	12	20	8	13
NO	2	2	9	8	4	5	2	3
PSA(%)	18.00	17.39	32.25	31.03	25.00	38.46	28.57	46.42

Total SA : 431

Total NO : 107

PSA (%) : 27.02

TABLE 3.4: Résultats pour $I_{bat} = 21 \text{ kWh}$

Arc N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9
SA	0	4	7	7	16	32	32	28	45
NO	0	1	2	2	4	8	9	7	11
PSA(%)	00.00	23.52	25.00	24.13	22.22	38.55	30.76	26.92	27.77

Arc N°	10	11	12	13	14	15	16	17	18
SA	38	8	4	17	15	0	12	9	9
NO	9	3	1	4	4	0	3	2	2
PSA(%)	22.89	19.04	08.33	34.00	28.84	00.00	30.00	30.00	28.12

Arc N°	19	20	21	22	23	24	25	26
SA	9	5	40	45	11	19	7	10
NO	2	1	9	12	3	5	2	2
PSA(%)	18.00	10.86	32.25	38.79	22.91	36.53	25.00	35.71

Total SA : 429

Total NO : 108

PSA (%) : 26.89

TABLE 3.5: Résultats pour $I_{bat} = 24 \text{ kWh}$

Arc N°	1	2	3	4	5	6	7	8	9
SA	0	4	8	7	16	33	33	26	44
NO	0	1	2	2	4	9	8	6	11
PSA(%)	00.00	23.52	28.57	24.13	22.22	39.75	31.73	25.00	27.16

Arc N°	10	11	12	13	14	15	16	17	18
SA	38	9	4	16	15	0	8	10	10
NO	10	2	1	4	4	0	2	2	3
PSA(%)	22.89	21.42	08.33	32.00	28.84	00.00	20.00	33.33	31.25

Arc N°	19	20	21	22	23	24	25	26
SA	10	3	35	36	13	20	8	9
NO	2	1	10	10	3	5	2	2
PSA(%)	20.00	06.52	28.22	31.03	27.08	38.46	28.57	32.14

Total SA : 415

Total NO : 106

PSA (%) : 26.01

Il est à noter que parfois, lorsque nous comparons le nombre de segments actifs d'un arc donné dans deux solutions différentes, nous trouvons que la solution avec la plus grande capacité de batterie a le plus grand nombre d'arcs actifs. Cela est dû au caractère aléatoire des méta-heuristiques et au fait que l'allocation affectée à un arc dépend

de l'allocation consentie aux arcs précédents. Par exemple, nous pouvons noter que le nombre de segments actifs sur les arcs précédant l'arc 5, à savoir l'arc 3, diminue de 9 à 7 lorsque nous passons de la solution avec 17 kWh en capacité de la batterie à la solution de 19 kWh (voir Table 3.3 et 3.4). Ainsi, l'augmentation proportionnelle de SA par rapport à la capacité de la batterie au niveau de l'arc 5 s'explique par la forte diminution de l' SA au niveau des arcs qui le précèdent.

La figure 3.3 montre l'état de la batterie SOC sur l'arc 23 en fonction du chemin parcouru, soit 2, 3 et 5, avec une capacité de batterie de 19 kWh . Les étoiles bleues avec la valeur 1 indiquent la position des segments actifs et la courbe magenta présente la puissance requise pour chaque segment de l'arc 6.

Les résultats mettent en évidence l'aspect stratégique de l'allocation des segments actifs sur le réseau de transport du port, essentiellement dans les zones où le véhicule se déplace à faible vitesse. Ces zones sont détectées d'après la faible puissance que requiert leur parcours. En outre, nous constatons que lorsque le moteur génère de l'énergie, aucun segment actif n'est affecté à ce tronçon de l'itinéraire.

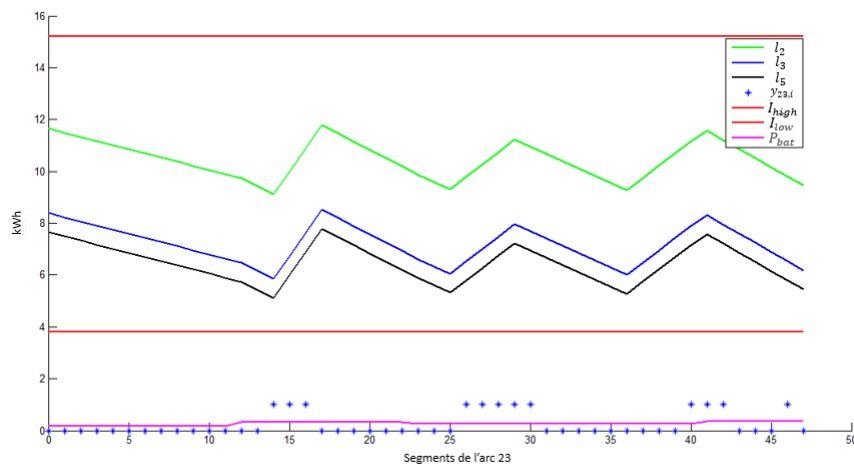


FIGURE 3.3: Visualisation des résultats de l'arc 23 avec une capacité de batterie de 19 kWh

Pour évaluer l'efficacité de l'algorithme MPSO, nous présentons la figure 3.4 qui décrit la similarité relative entre la puissance requise, le PSA et le nombre de segments actifs sur chaque segment. À titre d'illustration, le nombre de SA sur l'arc 6 et 21 est le plus élevé (voir les tableaux 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5), ce qui est logique étant donné que la puissance requise sur ces arcs est également élevée.

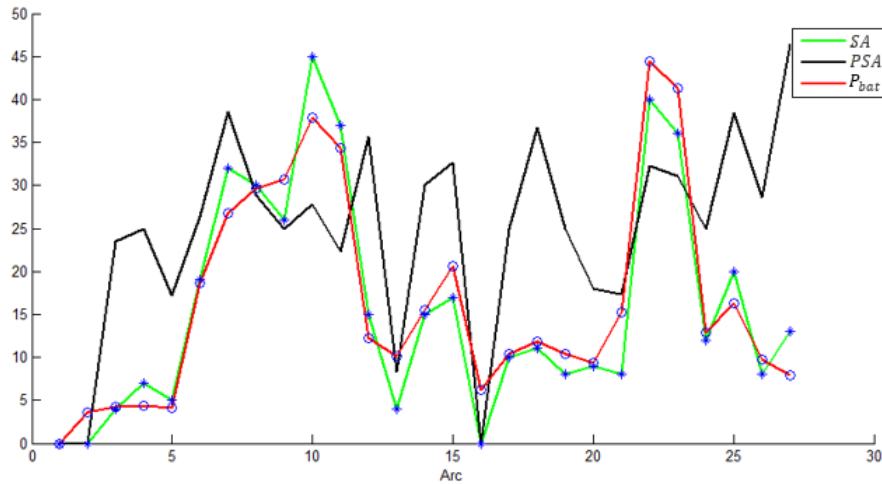


FIGURE 3.4: Similitude relative entre la puissance requise P_{bat} , PSA et le nombre de segments actifs SA sur chaque arc

Le nombre des segments actifs détermine le degré de dépendance du véhicule par rapport à sa batterie, et nous pouvons noter que plus la capacité de la batterie est faible, plus le PSA est important (voir tableau 3.6). Nous concluons également que le PSA est relatif non seulement à la capacité de la batterie mais également à la puissance requise sur chaque arc.

Pour que le problème se présente sous une forme mono-objectif, nous ne considérons que la première fonction objectif. Cependant, nous fixons simultanément la variable de capacité de la batterie sur l'une des quatre valeurs obtenues par le $MPSO$, à savoir $17 kWh$, $19 kWh$, $21 kWh$ et $24 kWh$ avant de résoudre le modèle linéaire en nombres entiers. Nous notons que le modèle a été résolu d'une façon exacte au moyen de l'outil d'optimisation IBM ILOG CPLEX 12.6.

Dans le tableau 3.6, pour chaque valeur de capacité de la batterie, nous fournissons l'allocation des segments actifs et des onduleurs fournis par le $MPSO$ et le CPLEX. Nous pouvons souligner que le résultat obtenu par le $MPSO$ coïncide avec ceux obtenus par CPLEX pour une batterie de $17 kWh$. En outre, pour une batterie de capacité $19 kWh$ et de $21 kWh$, les résultats sont très similaires ; mais pour une batterie de capacité $24 kWh$, les résultats sont assez similaires. L'allocation obtenue montre que les performances de $MPSO$ augmentent lorsque la capacité de la batterie diminue.

Ces résultats sont justifiés par le fait que la faible capacité de la batterie limite l'environnement de recherche de la solution ainsi que le degré de liberté lorsqu'il s'agit de décider d'activer ou non un segment de recharge, ce qui élimine un certain nombre d'al-

locations alternatives.

Dans certains cas, comme la solution avec une batterie de 24 kWh, MPSO fournit de meilleurs résultats en termes de nombre de segments actifs par rapport au CPLEX. En revanche, ces segments sont distribués de manière inefficace. Ainsi, le nombre d'onduleurs est plus élevé que celui fourni par CPLEX, ce qui augmente le coût total de l'allocation.

TABLE 3.6: *Comparaison entre l'allocation MPSO et CPLEX*

I_{bat}	MPSO				Cplex			
	SA	NO	PSA (%)	$C_{cab} + C_{inv}$	SA	NO	PSA (%)	$C_{cab} + C_{inv}$
17 kWh	437	113	27.39	1876000	437	113	27.39	1876000
19 kWh	431	107	27.02	1828000	431	104	27.02	1813000
21 kWh	429	108	26.89	1827000	423	108	26.52	1809000
24 kWh	415	106	26.01	1775000	421	95	26.39	1738000

Après avoir présenté une approximation du front de Pareto, le choix d'une solution parmi les éléments du front doit se faire par le décideur. Ce choix repose sur un ensemble de facteurs tels que la durée de vie de la batterie et sa dégradation, ainsi que le coût de maintenance de l'infrastructure.

3.5 Conclusion

Nous avons présenté un modèle mathématique décrivant le problème d'allocation d'un système de transfert d'énergie par induction pour les VE sur un réseau qui se compose de plusieurs chemins. Notre modèle vise à trouver les meilleurs compromis entre deux objectifs contradictoires, le coût de la batterie et le coût de l'infrastructure de recharge. Nous nous sommes concentrés sur la minimisation du coût de la batterie, des onduleurs et la longueur totale du câble inductif. La création d'une solution initiale faisable était l'une des difficultés majeures auxquelles nous avons été confrontés, car de nombreux arcs appartiennent à plusieurs chemins. Pour surmonter ce problème, nous avons proposé une heuristique constructive. Dans le but d'approcher le front de Pareto, nous avons combiné la version binaire et la version combinatoire de l'approche d'optimisation par essais de particules avec sa version multi-objectif. Ensuite, nous avons adapté cette combinaison à notre problème. Afin de démontrer l'application du modèle, nous avons considéré le port du Havre comme une étude de cas. Les résultats expérimentaux établissent une approximation du front de Pareto, et la position des segments de recharge montre l'efficacité de notre méthode. Des efforts continus seront consacrés à ce travail en introduisant la variation du flux sur chaque chemin.

Ce chapitre étudie l'allocation stratégique de l'infrastructure de recharge qui constitue l'une des décisions stratégiques relatives aux VE. Le chapitre suivant fait l'objet d'un ensemble de décisions opérationnelles liées à l'usage des VE dans le contexte industriel.

Remerciements

Ce travail de recherche a été mené dans le cadre du projet Green Truck porté par le GPMH. Ce projet a reçu un financement de la région Normandie en France

CHAPITRE 4

MODÉLISATION ET RÉOLUTION DU PROBLÈME DE TOURNÉES DE VÉHICULES ÉLECTRIQUES ET À COMBUSTION SOUMIS À UN QUOTA D'ÉMISSIONS : RÉSOLUTION PAR SPEA-II

4.1 Introduction

Le transport est l'une des activités économiques qui ont un impact conséquent sur le changement climatique mondial. Les émissions de cette activité dépendent de divers facteurs tels que l'intensité du trafic routier, la qualité du combustible fossile utilisé, l'âge du parc automobile et le profil de conduite, à savoir la vitesse, l'accélération ainsi que le taux de démarrage à froid. Les transports émettent plusieurs gaz à effet de serre, tels que le dioxyde de carbone CO_2 , le méthane CH_4 et l'oxyde nitreux N_2O , mais le plus redondant est le CO_2 . La quantité importante de ce gaz dans l'atmosphère provoque le réchauffement de la planète, ce qui entraîne l'élévation du niveau de la mer, la fonte des calottes polaires, la baisse de la qualité de l'eau de même que sa disponibilité, les phénomènes météorologiques extrêmes et les incendies.

Pour freiner le réchauffement planétaire et atteindre les objectifs climatiques, les gouvernements ont commencé à prendre des mesures et des actions de haut niveau. Certaines de ces actions consistent en la transition des combustibles fossiles aux énergies renouvelables, en éliminant la subvention du carburant pour stimuler les investissements dans les technologies propres et en imposant la taxe carbone interne.

Ce dernier règlement repose davantage sur l'attribution d'une quantité des émissions fixe à chaque entreprise, ce qui les oblige à s'investir dans des technologies plus propres au lieu de payer des taxes carbone au cas de dépassement du quota. Dans le secteur des transports, la technologie verte la plus adoptée par les entreprises est les VE. En effet, en plus d'être un transport avec zéro émission locale, les VE sont silencieux, leur système de freinage est régénératif, leur coût d'exploitation (surtout le coût de maintenance) est faible par rapport au coût lié à l'exploitation des véhicules conventionnels (VC). Cependant, il existe plusieurs inconvénients qui freinent l'usage répandu de cette technologie. Ainsi, l'autonomie d'une batterie complètement chargée est beaucoup plus faible que celle d'un véhicule à carburant entièrement rempli. En outre, l'insuffisance de l'infrastructure de recharge a fait que des zones géographiques ne sont pas encore couvertes, ce qui provoque l'anxiété de l'autonomie chez les usagers. Un autre obstacle à l'adoption des VE est le coût initial d'achat qui est très élevé dû au prix de la batterie. Pour ces raisons, la plupart des entreprises ont restreint le remplacement de leurs véhicules à combustion par des VE sur une partie de leur flotte au lieu de la totalité. De ce fait, le parc automobile de ces entreprises, qui forment la majorité, est devenu hétérogène.

Le but principal de ce chapitre est d'étudier une nouvelle variante du problème de tournée de VE que nous avons baptisé : Problème de Tournées de Véhicules Mixtes sous Quotas d'Émissions (Mix Vehicle Routing Problem with Emission Quotas, MiVRP-EQ).

Cette variante traite le problème de tournées de véhicules pour une flotte composée de VE et VC en considérant un quota d'émissions imposé pour les VC. Étant une variante du problème de tournée de véhicules, le problème traité appartient à la classe NP-difficile [Christodes et al., 1979]. Au meilleur de nos connaissances, aucun des modèles existants dans la littérature qui traite les problèmes de tournées de véhicules ne tient en compte les quotas d'émission.

La section suivante présente le protocole de Kyoto qui a donné naissance à la loi d'allocation des émissions, ainsi que les différentes règles qui ont assuré la mise en œuvre de ce traité. Ensuite, nous verrons que le problème traité fait objet de quatre objectifs conflictuels impossible à satisfaire simultanément. C'est dans ce contexte que nous introduisons une formulation mathématique qui décrit à la fois l'aspect multi-objectif du problème de tournées de VE et VC avec quota d'émission et qui intègre les contraintes caractérisant chaque type de véhicule. Afin de résoudre le modèle mathématique que nous avons élaboré, nous introduisons trois heuristiques dans l'algorithme SPEA-II qui répondent aux questions suivantes : quelle station intégrer dans une tournée ? où l'intégrer ? et avec quelle quantité de recharge alimenter un véhicule ? Pour finir, nous présentons à travers plusieurs tests et jeux de données, l'analyse des performances de l'algorithme résultant.

4.2 Protocole de Kyoto et quotas d'émissions

4.2.1 Protocole de Kyoto

Le protocole de Kyoto par ses objectifs engage un ensemble de pays industrialisés à réduire leurs émissions de gaz à effet de serre d'origine anthropique d'au moins 5% par rapport au niveau de 1990. Ce traité international, signé en 1997, entré en vigueur en 2006 et prolongé en 2012, est le deuxième accord majeur adopté par la communauté internationale après la convention-cadre des nations unies sur les changements climatiques, il représente ainsi la troisième édition de la Conférence annuelle des Parties (COP3). En 2017, le Protocole de Kyoto a été ratifié par 192 Parties (191 pays et l'Union européenne) [Fiche, 2017].

La spécificité de ce protocole réside dans le fait que les pays signataires se trouvent dans l'obligation de respecter les objectifs tracés. En effet, à travers le protocole de Kyoto, plusieurs pays développés se sont engagés à réduire leurs émissions avec des pourcentages précis durant des périodes déterminées. Le pourcentage de diminution fixé pour une période donnée, pour chaque pays ou union, augmente pour la période qui la suit ou connaît certaines régulations en proportion du niveau d'application des règlements ratifiés dans

la période passée.

Afin de ne pas freiner le développement économique des pays émergents, seuls les pays industrialisés sont soumis aux normes et aux réglementations impliquées par le protocole de Kyoto, y compris les quotas d'émissions. Cette restriction a fait d'une part l'objet d'objection de quelques pays appelés 'Carbon Club' comme le Japon, les États-Unis et le Canada. D'autre part, elle a présenté un risque d'encourager la délocalisation des installations vers les pays en voie de développement.

Le principe sur lequel le protocole est fondé est à l'origine de l'émergence de plusieurs concepts comme la taxe carbone, les quotas d'émissions et le marché d'échange de quotas. Les systèmes taxe de carbone et quota d'échange forment deux instruments économiques qui ont donné aux émissions de GES une valeur monétaire et qui offrent une certaine flexibilité aux pays engagés par rapport aux moyens qui leurs permettent d'atteindre les pourcentages de réduction dessinés tout en restant efficace économiquement. En effet :

- **La taxe carbone** : représente la valeur ajoutée au prix de vente d'un bien ou d'un service donné en proportion avec la quantité de gaz à effet de serre dont ce bien ou service est responsable, cette taxe peut être aussi appliquée en amont car elle touche aussi l'utilisation directe d'un carburant fossile. La taxe carbone permet non seulement d'encourager les activités moins énergivores mais aussi l'usage à long terme des biens émettant moins de gaz carbonique. La mise en œuvre de la taxe carbone aura comme effet l'augmentation du coût de production de l'entreprise. Dans cette optique, il y aura moins de production pour moins de pollution.
- **Les quotas d'émission** : aussi appelé les permis d'émission ou encore les crédits carbone, ils définissent la quantité maximale des émissions permise pour chaque émetteur (installation, secteur, pays, communauté ...). Ainsi, un **quota** correspond au droit d'émettre une tonne métrique d'équivalent de CO₂. Il convient de noter que le plafond de quota se réduit chaque année jusqu'à 2030.
- **Marché de quotas d'émission** : un système d'échange de quotas de CO₂ (Emissions Trading System, ETS) permet d'échanger les droits d'émission entre les pays engagés dans le protocole de Kyoto ainsi qu'entre les installations couvertes par le système. Ce marché de quotas ou encore appelé *droit à polluer* autorise la vente et l'achat des droits d'émission (voir figure 4.1). En effet, à la fin de chaque période d'engagement, les installations doivent respecter un équilibre entre les quotas qu'elles possèdent et les émissions dont elles sont responsables. Lorsqu'une installation se trouve dans l'incapacité d'atteindre l'objectif de réduction qui leur avait été

alloué, elle compense son excès par rapport au plafond d'émissions en achetant des quotas d'émission sur le marché international de quota. À l'inverse, lorsqu'une installation est parvenue à avoir des émissions au-dessus du plafond, elle peut vendre son excédent au marché de quotas ou le garder pour les années à venir. Nous notons que le prix des quotas est fixé par la loi de l'offre et la demande. Au-delà de la phase de régulation, si une installation n'est pas en conformité elle devra payer une lourde amende de 100 € par tonne de CO₂ émise en plus de son plafond.

À l'échelle internationale, il existe plusieurs marchés carbonés qui diffèrent selon le taux de couverture des émissions, les objectifs de réduction fixés, le nombre d'installations participant au marché et le mode d'allocation des permis.

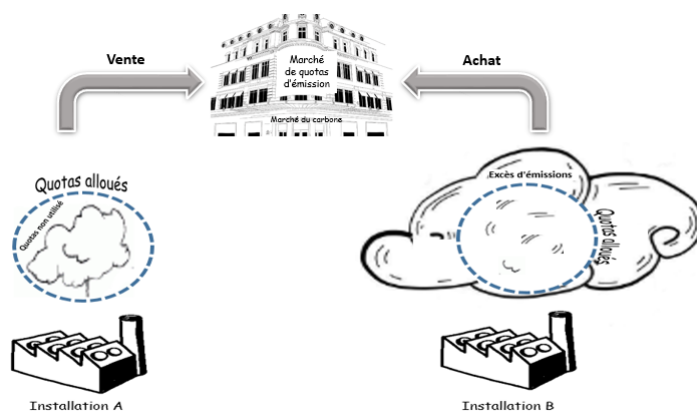


FIGURE 4.1: Système d'échange de quotas d'émissions de CO₂ de l'UE

Au niveau de l'Union européenne, la taxe carbone et le quota d'émissions ont été adoptés par plusieurs pays comme la Suisse, l'Italie, l'Allemagne et la France. Néanmoins, ces instruments économiques sont en cours d'étude dans d'autres pays de l'UE. Ces études sont majoritairement des enquêtes interactives et qualitatives qui sont réalisées en vue de choisir un rationnement parmi la taxe carbone et le quota d'émissions.

4.2.2 Allocation des quotas d'émission

Les études qui portent sur les quotas d'émissions cherchent à analyser la sensibilité des performances environnementales vis à vis de la valeur des quotas d'émission [Gonçalves et al., 2011]. Des travaux ont cherché à travers des modèles économiques une allocation stratégique des quotas d'émission sur le marché d'un pays ou d'une Union. En effet, les émissions quotas sont initialement distribuées selon un processus complexe [Viguié et al., 2006]. Par exemple au niveau de l'Union européenne (voir fig 4.2), le pourcentage de diminution fixé par le protocole Kyoto devrait être divisé en sous objectifs distribués sur l'ensemble des pays qui composent l'union. De ce fait, les états qui ont

ratifié l'accord partagent la quantité des émissions allouée à l'Union entre les différentes industries qui composent le secteur commercial. Enfin, ces quotas sont alloués aux installations qui constituent chaque industrie. Dans ce sens, les permis sont distribués soit par vente aux enchères, soit gratuitement aux installations qui sont couvertes par le programme de régulation des émissions [Goulder, 2013]. En Union européenne, ce système couvre environ 12000 installation du secteur industriel et énergétique et s'engage à l'objectif de diminution de 8% par rapport au niveau de 1990 [Greef, 2015], réparti sur ses 15 États membres.

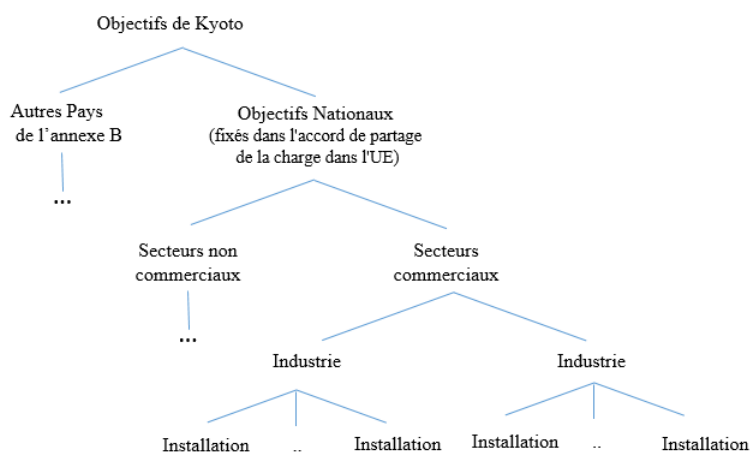


FIGURE 4.2: Allocation des quotas d'émission ([Viguier et al., 2006])

4.2.3 Règles d'allocation des quotas d'émission

L'allocation des quotas d'émission de gaz à effet de serre aux pays signataires ou aux installations engagées est fondamentale. En effet, il existe plusieurs formules selon lesquelles cette attribution s'effectue. Ces formules sont majoritairement fixées au niveau communautaire. Mis à part la mise aux enchères des quotas, on trouve d'autres règles d'allocation qui dépendent de plusieurs facteurs, citons par exemple :

- **L'allocation par droits acquis** : communément connu selon le vocable du monde anglo-saxone sous **grandfathering**, cette méthode de distribution des quotas d'émissions se base sur l'historique des installations couvertes par le système au cours d'une période donnée, ce qui lui donne une certaine souplesse, vu que les données sur lesquelles sa formule se base sont disponibles [Hanoteau, 2004]. La formule basique d'allocation des quotas fondée sur les émissions historiques est la suivante :

$$A = HE * EEC \quad (4.1)$$

Avec :

A : nombre de quotas à allouer ;

HE : historique des émissions dans une période de référence ;

EEC : coefficient de contrôle des émissions, où $EEC \in [0, 1]$, généralement établi par les autorités compétentes.

Comme déjà mentionné précédemment, quelle que soit la méthode d'allocation adoptée, la règle d'attribution des quotas connaît des ajustements conformément à la particularité de chaque État et de chaque installation. À titre illustratif, la règle d'allocation fondée sur les émissions historiques adoptée par la Commission européenne est la suivante [Notice, 2014] :

$$A = HE * FP * FFC * FC \quad (4.2)$$

FP : facteur de partage de la charge ;

FFC : facteur lié à l'exposition au risque de fuite de carbone au cours de la période considérée (appelé facteur 4) ;

FC : facteur de correction pour correspondre au plafond européen, ce facteur permet d'ajuster les quotas alloués au cas où ils sont supérieurs au plafond d'allocation gratuit disponible. Ainsi, le FC a tendance de diminuer au fil des années.

La méthode d'allocation par droit acquis a l'inconvénient de favoriser les installations les plus polluantes à l'encontre des installations qui présentent des efforts de dépollution.

- **Allocation fondée sur un référentiel** : dans sa terminologie anglo-saxonne appelée **benchmarking**, cette méthode consiste à accorder les émissions aux installations en fonction de leur performance. La formule basique de cette méthode est définie comme suit ([Liao et al., 2015]) :

$$A = IA * RE * FA \quad (4.3)$$

IA : indice d'activité (production, investissement,...) ;

RE : repère d'émission ;

FA : facteur d'ajustement.

À la différence du grandfathering, le benchmarking permet de favoriser les installations les plus performantes.

4.2.4 Mécanismes coopératifs

Pour donner aux objectifs de réduction une certaine flexibilité qui permet aux installations de réduire leurs émissions à moindre coût et même de façon rentable, des mécanismes dits "mécanismes coopératifs" furent élaborés dans le cadre du Protocole de Kyoto.

4.2.4.1 Mécanisme de développement propre :

Ce mécanisme permet aux gouvernements et aux installations des pays industrialisés d'investir dans des projets environnementaux dans des pays en développement [Carbonium, 2009]. Les gains remportés en termes de réduction des émissions appelés *des réductions certifiées d'émissions* peuvent être utilisés en vue de se conformer aux engagements chiffrés de réduction des émissions. Ce mécanisme a l'avantage de contribuer dans le développement durable des pays émergents [Hourcade, 2000].

4.2.4.2 L'application conjointe

Ce mécanisme permet au pays de l'annexe I de bénéficier des unités de réduction d'émissions résultantes des investissements faites dans un autre pays industrialisé. Ces projets d'investissement doivent permettre d'atténuer les objectifs climatiques comme les projets qui intègrent des technologies propres et protectrices à l'environnement [Godard, 2005].

La différence entre le mécanisme de développement propre et le mécanisme de mise en œuvre conjointe réside dans l'indice de développement du pays hôte. En effet, dans le premier, on mène les projets dans des pays en développement, cependant dans le deuxième cas, les projets sont mis en œuvre dans des pays développés et industrialisés ayant des quotas d'émission.

4.3 Revue de la littérature

Au cours des dernières années, la communauté de recherche opérationnelle a commencé à inclure les considérations environnementales dans ses études. Dans ce contexte et selon les caractéristiques de la flotte, nous pouvons décomposer les recherches existantes dans la littérature en trois axes :

- **Problème de tournées de véhicules vert** : Au cours de la dernière décennie, ce problème, qui est mieux connu sous l'abréviation anglaise (Green Vehicle Routing Problem, GVRP), a reçu une attention croissante. Il vise à concevoir des itinéraires optimaux pour les véhicules conventionnels tout en tenant compte de l'effet négatif des activités de transport sur la qualité de l'air. Dans cet axe de

recherche, nous pouvons trouver une variété des travaux dont nous citons les plus connus. [Figliozzi, 2010] a intégré dans sa modélisation du problème de tournées de véhicules l'apport de la congestion et de la vitesse aux émissions dont les véhicules sont responsables. L'auteur cherche à minimiser à la fois les émissions et la consommation du carburant. [Bektaş and Laporte, 2011] ont inclut divers facteurs dans le calcul de la quantité des émissions, à savoir la charge et la vitesse du véhicule. La fonction objectif présentée par les auteurs minimise le coût des émissions de GES, les coûts opérationnels liés aux conducteurs ainsi que la consommation du carburant. Plus tard, une autre variante du problème a été introduite par [Demir et al., 2014] où les auteurs optimisent une fonction bi-objectif qui traduit le compromis entre la consommation de carburant et le temps de conduite. [Erdoğan and Miller-Hooks, 2012] ont été les premiers à formuler le GVRP, les auteurs ont pris en considération l'autonomie limitée des véhicules. En effet, le graphe modélisant le problème inclut dans la définition de ses sommets les stations-service, ces dernières sont ouvertes à des heures fixes et permettent aux véhicules de s'alimenter en carburant. Pour résoudre le GVRP, les auteurs ont adopté une version modifiée de l'heuristique de Clarke and Wright (C & R) ainsi qu'un algorithme de clustering basé sur la notion de densité. Cependant, un modèle mathématique qui élabore une solution exacte pour le GVRP a été développé par [Mandy et al., 2014]. [Franceschetti et al., 2013] ont introduit une nouvelle extension du GVRP, appelée time-dependent pollution-routing problem, où la congestion du trafic affecte la vitesse du véhicule et par la suite les émissions de CO₂. Les auteurs ont pour objectif la minimisation de la consommation du carburant ainsi que la minimisation du coût du conducteur. [Molina et al., 2014] ont développé un modèle multi-objectif qui minimise les coûts internes, les émissions de dioxyde de carbone et les émissions d'oxydes d'azote d'une flotte hétérogène. Pour résoudre le problème, les auteurs ont proposé une heuristique multi-objectif basée sur l'algorithme de sauvegarde de Clarke and Wright. [Afshar-Bakeshloo et al., 2016] ont présenté une nouvelle extension appelée Satisfactory-Green Vehicle Routing Problem (S-GVRP), le modèle que les auteurs ont présenté examine le problème de tournées de véhicules hétérogènes, leurs objectifs consistent à maximiser la satisfaction du client et à minimiser la pollution. En plus de déterminer les meilleurs tournées, les auteurs permettent aux décideurs d'identifier leurs préférences en choisissant la vitesse et le temps d'inactivité qui leur conviennent.

- **Problème de tournées de véhicules électriques (EVRP) :** L'EVRP est une extension du fameux problème de tournées de véhicules (VRP, Vehicle Routing Problem), formulé par [Dantzig and Ramser, 1959]. L'EVRP vise à déterminer avec un coût minimal l'ensemble des tournées qui permettent aux véhicules de servir des

clients. Ces tournées commencent et finissent en dépôt et chaque client doit être visité une et une seule fois. L'objectif peut être la minimisation de la consommation d'énergie, la distance, la flotte de véhicules utilisée, le temps d'acheminement, la dégradation de la batterie ou une combinaison d'un sous-ensemble de ces objectifs. Les tournées effectuées par chaque VE comprennent des détours supplémentaires générés par la visite des stations de recharge. Chaque station de recharge a un emplacement connu et peut être visitée plusieurs fois par le même véhicule ou par des véhicules différents ou ne pas être visitée ([Lin et al., 2016b]).

D'autres restrictions logistiques réelles ont été ajoutées à l'EVRP classique. Par exemple, la capacité limitée du véhicule aussi bien que le temps de service prédéfini pour chaque client, cette variante de l'EVRP est couramment appelée (CEVRP-TW, Capacited Electric Vehicle Routing Problem- Time Window) (voir la section 1.5 [Schneider et al., 2014]). Certains travaux considèrent que la durée de séjour d'un véhicule électrique dans une station de recharge dépend du niveau de sa batterie lorsqu'il arrive à la station. D'autres considèrent que la durée de recharge est une variable à déterminer, alors ils ont permis à un véhicule d'être partiellement chargé. A cet égard, [Keskin and Çatay, 2016] ont formulé mathématiquement ce problème et ils ont procédé à la résolution par la méta-heuristique ALNS (Adaptive Large Neighborhood Search). [Hiermann et al., 2016] ont considéré dans la formulation de leur problème une flotte composée d'un ensemble de véhicules électriques dont la capacité, l'autonomie et le coût d'acquisition différent. [Felipe et al., 2014] ont proposé un EVRP pour lequel la quantité d'énergie rechargée de même que la technologie utilisée sont des variables de décision à définir. [Barco et al., 2013] ont proposé un ordonnancement de recharge pour les VE qui tient en compte du coût de dégradation de la batterie et du coût de l'énergie consommée. L'étude de cas présentée dans ce travail examine le service de transport des passagers de l'aéroport à l'hôtel au moyen des VE.

- **Flotte de véhicules électriques et conventionnels :** L'objectif est de définir la meilleure combinaison tournée-type de véhicule (voir fig 4.3). [Bi et al., 2014] ont présenté le problème de tournées de véhicules avec fenêtre de temps et une flotte composée de VE et VC. Dans leur modèle, les auteurs n'incluent pas les stations dans le réseau de transport, ils supposent que la recharge d'un véhicule électrique peut s'opérer chez le client lors de la livraison. [Goeke and Schneider, 2015] ont étudié le même problème, leurs objectifs étaient de minimiser la distance parcourue, le coût de propulsion du véhicule ainsi que le salaire du conducteur et le coût du remplacement de la batterie. Ce travail est caractérisé par un modèle de consommation d'énergie réaliste qui tient en compte la vitesse, la pente et de la

répartition de la charge. Pour résoudre ce problème, une recherche locale basée sur l'approche de recherche à voisinage variable ainsi que la recherche tabou ont été adoptées. En plus de déterminer la meilleure affectation des tournées aux véhicules, [Sassi and Oulamara, 2014] ont cherché également à maximiser l'usage des VE en même temps que minimiser le coût de chaque recharge qui est relatif à la période de recharge tout en respectant la capacité du réseau électrique (Smart Grid). Après avoir résolu les petites instances du problème d'une manière exacte au moyen du CPLEX, une heuristique séquentielle à deux phases a été utilisée pour les grandes instances, ce travail concernait La Poste française. Plus tard, les mêmes auteurs ([Sassi et al., 2014]) ont présenté l'EVRP avec une flotte électrique hétérogène en termes de coût d'usage, capacité de la batterie et une flotte de VC. Des recharges partielles sont allouées aux VE, chaque station de recharge est caractérisée par une plage horaire de disponibilité et un ensemble de bornes de recharge de types différents. [Van Duin et al., 2013] ont présenté un problème appelé (Fleet Size and Mix Vehicle Routing Problem, FSMVRP) qui consiste à déterminer la taille de la flotte et sa meilleure composition ; les véhicules sont chargés de transporter les marchandises en milieu urbain à Amsterdam. Les auteurs ont prouvé que l'intégration de VE dans le transport de marchandises peut améliorer l'efficacité de la flotte et réduire les émissions de CO₂.

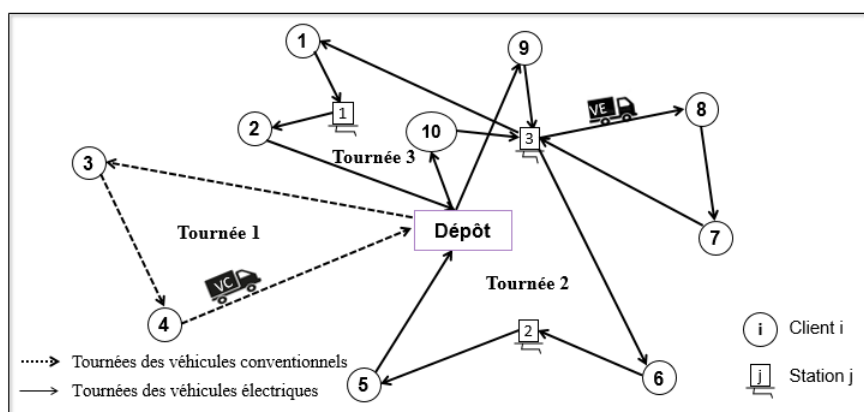


FIGURE 4.3: Exemple de tournées de VE et VC

Le présent chapitre développe une nouvelle variante du troisième axe que nous appelons Problème de Tournées de Véhicules Mixte avec Quota d'Émissions (Mix Vehicle Routing Problem with Emissions Quotas, MiVRP-EQ). L'originalité de notre travail réside dans le choix des objectifs à optimiser sous un ensemble de contraintes, parmi ces dernières la quantité limitée des émissions de GES allouée aux véhicules classiques.

4.4 Modèle mathématique type

Cette section présente une formulation du problème de tournées de véhicules électriques multi-objectif avec quota d'émissions sous la forme d'un modèle linéaire en nombres entiers. Le MiVRP-EQ peut être formellement défini comme suit :

4.4.1 Paramètres et notations

Nous définissons le réseau de transport sur un graphe complet $G = (E, CF)$; où :

Les sommets CF englobent : (i) Un ensemble de n clients $C = \{0, 1, \dots, n, n + 1\}$. Chaque client i a un temps de service S_i , une fenêtre de temps dure $[e_i, l_i]$ qui définit l'heure d'arrivée au plus tôt e_i chez le client i et l'heure d'arrivée au plus tard l_i , ainsi chaque client est caractérisé par une demande non négative q_i . Nous notons que 0 et $n + 1$ représentent respectivement le dépôt de départ et le dépôt d'arrivée. (ii) Un ensemble de stations de recharge $F' = \{n + 2, \dots, n + s\}$.

Pour permettre plusieurs visites à chaque station, nous supposons que nous avons un ensemble de stations fictives St , de sorte que chaque station a de nombreuses copies. Par la suite, $CF = C \cup St$.

L'ensemble des arcs E tels que $E = \{(i, j) \in CF \times CF : i \neq j\}$ sont évalués par :

- d_{ij} : la distance entre le nœud i et le nœud j
- F_{ij} : la quantité de carburant consommée entre i et j
- E_{ij} : la puissance électrique requise pour parcourir l'arc (i, j)
- T_{ij} : la durée de parcours de l'arc (i, j)

Nous considérons une flotte de véhicules K composée d'un ensemble de véhicules à combustion $VC = \{1, \dots, m\}$ avec une capacité Q_{VC} ; un ensemble de véhicules électriques $VE = \{m + 1, \dots, K\}$ avec une capacité Q_{VE} et une capacité de batterie C_{max} qui se charge avec une puissance τ .

La donnée Emi_{max} est utilisée pour déterminer les émissions autorisées à l'ensemble des VC tout au long de l'horizon de planification.

Nous associons à chaque véhicule une valeur binaire V_k définie comme suit :

$$V_k = \begin{cases} 1 & \text{Si } k \text{ est un } VE \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

À l'instar des véhicules, nous attribuons à chaque sommet une valeur binaire R_i définie comme suit :

$$R_i = \begin{cases} 1 & \text{Si } i \text{ est une station ou } i \text{ est un dépôt } (i \in St \cup \{0, n + 1\}) \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

Outre cela, C_{car} est le coût du carburant par unité de consommation et C_{elec} le coût de l'électricité par unité de consommation.

Pour calculer la quantité d'émissions produites sur un arc donné (i, j) , nous utilisons la formule présentée par [Elbouzekri elidrissi et al., 2013]. Les auteurs de ce travail ont intégré dans la fonction d'émission la charge portée par le véhicule. Pour adopter cette formule, nous avons besoin des données suivantes :

e_p : les émissions de CO₂ d'un véhicule à combustion pleinement chargé.

e_v : les émissions de CO₂ d'un véhicule à combustion vide.

4.4.2 Les variables de décision

La résolution du problème MiVRP-EQ consiste à déterminer :

$$x_{ij}^k = \begin{cases} 1 & \text{Si l'arc } (i, j) \text{ est emprunté par le véhicule } k \\ 0 & \text{Sinon} \end{cases}$$

z_i^k : la charge résiduelle de la batterie du véhicule $k \in VE$ à l'entrée du sommet $i \in CF \setminus \{0\}$

qc_i^k : la quantité chargée en batterie du véhicule $k \in VE$ en station $i \in St$

u_i^k : la charge du véhicule $k \in K$ en arrivant au nœud $i \in C$

ta_i^k : l'heure d'arrivée au sommet $i \in CF$ par le véhicule $k \in K$.

4.4.3 Objectifs

À travers le modèle formulant le MiVRP-EQ, nous visons à optimiser les coûts relatifs à l'usage de chaque type de véhicule. Compte-tenu de la composition de la flotte, nous avons élaboré les quatre objectifs suivants :

$$\min F_1 : \min C_{elec} * \sum_{k \in VE} \sum_{i \in CF} \sum_{j \in CF} E_{ij} * x_{ij}^k + C_{car} * \sum_{k \in VC} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} F_{ij} * x_{ij}^k \quad (4.4)$$

$$\min F_2 : \min \sum_{k \in VE} \sum_{i \in CF} \sum_{j \in CF} (T_{ij}^k + S_j + qc_j^k) * x_{ij}^k + \sum_{k \in VC} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} (T_{ij}^k + S_j) * x_{ij}^k \quad (4.5)$$

$$\min F_3 : \min \sum_{k \in VC} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} d_{ij} * \left[\left(\frac{e_p - e_v}{Q_{VC}} (u_j^k) \right) + e_v \right] * x_{ij}^k \quad (4.6)$$

$$\min F_4 : \min \sum_{k \in VE} \sum_{i \in C} \sum_{j \in St} x_{ij}^k + \sum_{k \in VE} \sum_{i \in CF} x_{0i}^k \quad (4.7)$$

La première fonction objectif F_1 vise à minimiser le coût énergétique qui combine le coût de l'énergie électrique et le coût de carburant. La deuxième fonction objectif F_2 minimise la durée des tournées. La troisième fonction objectif F_3 minimise les émissions qui dépendent de la distance parcourue par les VC et leur charge. La quatrième fonction objectif F_4 minimise la dégradation de la batterie qui est liée au nombre de visites aux stations de recharge y inclut le dépôt¹.

L'optimisation de l'ensemble des objectifs à la fois est délicate, car l'optimisation d'un objectif entraîne la détérioration de la qualité des autres objectifs (voir Table 4.1). Pour illustrer ce conflit entre les objectifs, examinons les cas suivants :

- Mettre à profit un VE : (i) améliore la qualité de F_1 car l'énergie électrique est moins chère que le carburant (ii) détériore la qualité F_2 en raison des détours et du temps perdu en stations de recharge, (iii) optimise F_3 puisque les VE sont propres, (iv) détériore la qualité F_4 car la dégradation de la batterie du véhicule électrique est coûteuse.

- Employer un VC : (i) détériore la qualité de F_1 . (ii) optimise F_2 puisque les VC effectuent des trajets directes entre les clients, (iii) détériore la qualité de F_3 étant donné que le carburant est une énergie fossile, (iv) optimise F_4 comme la batterie d'un VC est faiblement coûteux par rapport à un VE.

La figure 4.4 montre qu'il en résulte de l'optimisation de chaque objectif séparément des solutions différentes. Les quatre solutions élaborées ont été conçues avec le *solveur CPLEX*. Ainsi, les tournées des VE (**TVE**) et les es tournées des VC (**TVC**) de chaque solution ont été graphiquement présentées sous *Matlab*.

1. Nous mentionnons que dans notre modèle, nous interdisons que deux stations soient visitées successivement. C'est pour cela qu'on pose $i \in C$ au lieu de $i \in CF$

TABLE 4.1: *Conflicts entre les objectifs*

	Véhicules électriques	Véhicules à combustion
F_1	↗	↘
F_2	↘	↗
F_3	↗	↘
F_4	↘	↗

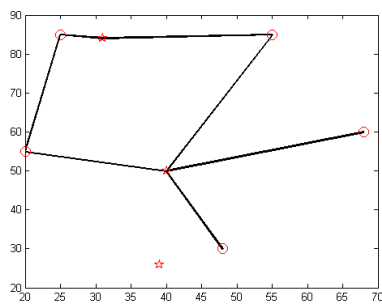
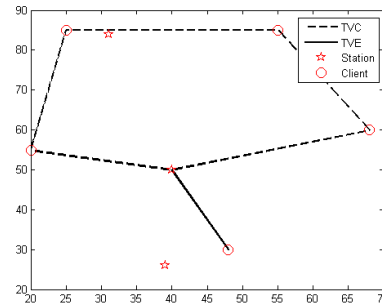
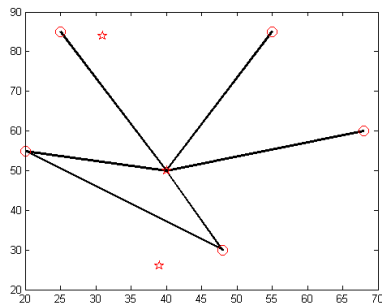
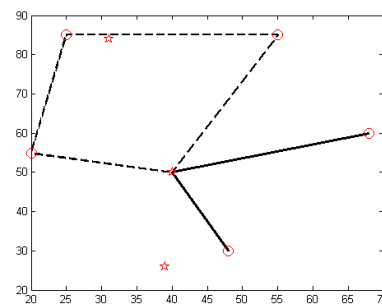
(a) F_1^* (b) F_2^* (c) F_3^* (d) F_4^*

FIGURE 4.4: Illustration de la solution optimale pour chaque objectif

Par ailleurs, la figure 4.5 montre qu'une solution de compromis est différente de chacune des quatre solutions résultante de l'optimisation de chaque objectif séparément (voir figure 4.4). Cela confirme qu'aucune restriction sur l'optimisation d'un objectif parmi les quatre objectifs n'est pas équivalente à l'optimisation simultanée des quatre objectifs.

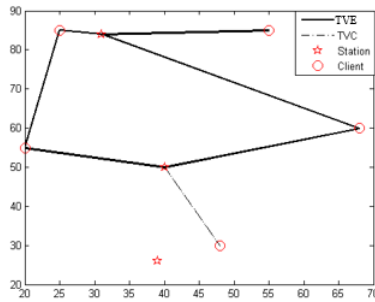


FIGURE 4.5: Solution de compromis

4.4.4 Contraintes

Pour définir le domaine réalisable du MiVRP-EQ, nous déterminons dans ce qui suit l'ensemble des contraintes définissant le problème.

4.4.4.1 Contraintes liées aux tournées

$$x_{ij}^k \leq V_k \quad \forall i \in C, \forall j \in St, \forall k \in K \quad (4.8)$$

$$\sum_{\substack{j \in CF \\ j \neq i}} x_{ij}^k = \sum_{\substack{j \in CF \\ j \neq i}} x_{ji}^k \quad \forall i \in CF \setminus \{0, n+1\}, \forall k \in K \quad (4.9)$$

$$\sum_{\substack{i \in CF \\ j \neq i}} \sum_{k \in K} x_{ij}^k = 1 \quad \forall j \in C \setminus \{0, n+1\} \quad (4.10)$$

$$\sum_{\substack{j \in CF \\ j \neq i}} \sum_{k \in K} x_{ji}^k \leq 1 \quad \forall i \in St \quad (4.11)$$

$$x_{ij}^k = 0 \quad \forall i \in St, \forall j \in St, \forall k \in VE \quad (4.12)$$

Les contraintes (4.8) imposent à un VC de ne pas visiter une station de recharge. Les contraintes (4.9) contrôlent les flux d'entrée et de sortie en garantissant que chaque sommet, y compris les copies des stations et à l'exception du dépôt, est associé à exactement deux sommets. Les contraintes (4.10) imposent que chaque client doit être visité une et une seule fois, quel que soit le type de véhicule. Cependant, les contraintes (4.11) indiquent que les stations de recharge et leurs copies peuvent être visitées au maximum une fois. Les contraintes (4.12) interdisent la visite successive de deux stations de recharge.

4.4.4.2 Contraintes de capacité de la batterie

$$z_0^k = C_{max} * \sum_{i \in CF \setminus \{0, n+1\}} x_{0i}^k \quad \forall k \in VE \quad (4.13)$$

$$M * (x_{ij}^k - 1) - E_{ij} \leq z_j^k - z_i^k - qc_i^k * R_i \leq M * (1 - x_{ij}^k) - E_{ij} \quad (4.14)$$

$$\forall i \in CF \setminus \{n+1\}, \forall j \in CF \setminus \{0\}, \forall k \in VE$$

$$qc_j^k + z_j^k \leq C_{max} \quad \forall j \in St, \forall k \in VE \quad (4.15)$$

Les contraintes (4.13) garantissent qu'un VE quitte le dépôt avec une batterie pleinement chargée. La cohérence des variables définissant l'autonomie de la batterie des VE est assurée grâce aux contraintes (4.14). En effet, grâce à l'introduction de la donnée R_i , ces contraintes établissent à la fois l'autonomie du véhicule à l'arrivée à un sommet en partant de chez un client et son autonomie en partant d'une station de recharge. Les contraintes (4.15) indiquent que l'autonomie de la batterie à la sortie d'un sommet i est limitée par la capacité maximale de la batterie C_{max} .

4.4.4.3 Contraintes de capacité du véhicule

$$u_i^k \geq (Q_{VE} * V_i + (1 - V_i) * Q_{VC}) * x_{0i}^k \quad \forall i \in C \setminus \{0\}, \forall k \in K \quad (4.16)$$

$$(Q_{VE} * V_i + (1 - V_i) * Q_{VC}) * (x_{ij}^k - 1)^k - q_i \leq u_j^k - u_i^k \leq (Q_{VE} * V_i + (1 - V_i) * Q_{VC}) * (1 - x_{ij}^k) - q_i \quad (4.17)$$

$$\forall i \in C \setminus \{n+1\}, \forall j \in C \setminus \{0\}, \forall k \in K$$

$$0 \leq q_j \leq u_j^k \quad \forall j \in CF, \forall k \in K \quad (4.18)$$

Les contraintes (4.16) définissent la charge d'un véhicule à la sortie du dépôt. Les contraintes (4.17) assurent le respect des contraintes de capacité des véhicules, l'établissement de la donnée V_i a fait que ces contraintes sont valables simultanément pour les VE et les VC. De plus, ces contraintes permettent d'éliminer les sous-tours. En effet, considérons le chemin suivant $L = (v_1, v_2, v_3, v_4)$ comme une portion du chemin global avec v_i est l'ordre du $i^{\text{ème}}$ sommet. Puisque $x_{ij}^k = 1$ pour chaque (v_i, v_{i+1}) de L , alors les contraintes (4.17) peuvent être écrites de la manière suivante :

$$u_{v_2}^k = u_{v_1}^k - q_{v_1} \quad (4.19)$$

$$u_{v_3}^k = u_{v_2}^k - q_{v_2} \quad (4.20)$$

$$u_{v_4}^k = u_{v_3}^k - q_{v_3} \quad (4.21)$$

Supposons qu'en arrivant à v_4 le véhicule peut retourner à v_1 , dans ce cas nous aurons :

$$u_{v_1}^k = u_{v_4}^k - q_{v_4} = u_{v_1}^k - \sum_{i=1}^4 q_{v_i} \quad (4.22)$$

Ainsi, cela contredit le fait que nous avons une demande non négative pour tous les clients et qu'un VE ne peut visiter deux stations successivement. La supposition précédente est donc fausse.

Par ailleurs, dans une perspective de calculer les émissions résultantes des tournées à combustion, la charge portée par un véhicule tout au long d'un arc (i, j) est définie par sa charge à l'entrée du sommet j .

Les contraintes (4.18) empêchent un véhicule à visiter un client s'il ne peut pas répondre entièrement à sa demande.

4.4.4.4 Contraintes de fenêtre de temps

$$M * (x_{ij}^k - 1) + S_i + T_{ij} \leq ta_j^k - ta_i^k \leq M * (1 - x_{ij}^k) + S_i + T_{ij} \quad (4.23)$$

$$\forall i \in C \setminus \{n + 1\}, \forall j \in CF, \forall k \in K$$

$$M * (x_{ij}^k - 1) + \frac{qc_i}{Taux} + S_i + T_{ij} \leq ta_j^k - ta_i^k \leq M * (1 - x_{ij}^k) + \frac{qc_i}{Taux} + S_i + T_{ij} \quad (4.24)$$

$$\forall i \in St, \forall j \in CF \setminus \{0\}, \forall k \in VE$$

$$e_i \leq ta_i^k \leq l_i \quad \forall i \in C, \forall k \in K \quad (4.25)$$

Les contraintes (4.23) mettent à jour l'heure d'arrivée du véhicule à un sommet j directement après avoir visité un client i . De même, les contraintes (4.24) mettent à jour l'heure d'arrivée du véhicule à un sommet j connecté directement à une station i . Les contraintes (4.25) expriment les contraintes des fenêtres de temps.

4.4.4.5 Contraintes de quota d'émissions

$$\sum_{k \in VC} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} d_{ij} \left[\left(\frac{e_p - e_v}{Q_{VC}} * u_j^k \right) + e_v \right] x_{ij}^k \leq Emi_{max} \quad (4.26)$$

Les contraintes (4.26) garantissent le respect des quotas d'émission alloués pendant l'horizon de planification. Ces contraintes prennent en compte la charge du véhicule sur

chaque arc (i, j) parcouru, ainsi que la distance entre i et j .

Nous soulignons que le modèle présenté ci-avant est non linéaire, ce qui ne permet pas de le résoudre avec un solveur de programmes linéaires, vu que la matrice des variables $U = (u_j^k)_{i \in C, k \in VC}$ n'est pas semi définie positive. C'est pourquoi, nous avons construit un modèle linéaire en introduisant la matrice cubique $H = (h_{ij}^k)_{i \in C, k \in VC}$ et en remplaçant les contraintes (4.26) par les contraintes ci-dessous :

$$\sum_{k \in VC} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} d_{ij} \left[\left(\frac{e_p - e_v}{Q_{VC}} * h_{ij}^k \right) + e_v * x_{ij}^k \right] \leq Emi_{max} \quad (4.27)$$

$$h_{ij}^k \geq 0 \quad \forall i \in CF, \forall j \in CF, \forall k \in VC \quad (4.28)$$

$$h_{ij}^k \leq Q_{VC} * x_{ij}^k \quad \forall i \in CF, \forall j \in CF, \forall k \in VC \quad (4.29)$$

$$h_{ij}^k \leq u_i^k \quad \forall i \in CF, \forall j \in CF, \forall k \in VC \quad (4.30)$$

$$h_{ij}^k \geq u_i^k - (1 - x_{ij}^k) * Q_{VC} \quad \forall i \in CF, \forall j \in CF, \forall k \in VC \quad (4.31)$$

De même, nous avons remplacé la troisième fonction objectif (4.6) par :

$$\min \sum_{k \in VC} \sum_{i \in C} \sum_{j \in C} d_{ij} \left[\left(\frac{e_p - e_v}{Q_{VC}} * h_{ij}^k \right) + e_v * x_{ij}^k \right] \quad (4.32)$$

Puisque notre problème d'optimisation introduit quatre objectifs contradictoires, nous avons adopté une méthode de résolution basée sur un algorithme évolutif multi-objectif appelée Strength Pareto Evolutionary Algorithm II (*SPEA – II*). Notre objectif est de trouver une bonne approximation du front Pareto. La méthode de résolution de même que le mécanisme d'adaptation de la méthode seront présentés dans la section suivante.

4.5 Mécanisme d'adaptation de l'approche de résolution

Vu que les problèmes multi-objectifs n'ont pas de solution optimale unique qui optimise simultanément tous les objectifs, les algorithmes évolutionnaires ont développé un mécanisme pour gérer la caractéristique conflictuelle des objectifs. L'application de ces algorithmes à des problèmes d'optimisation multi-objectifs a été étudiée pour la première fois en 1985 par Schaffer [Schaffer, 1985] et a été continuellement développée depuis. L'objectif de ces méthodes est de fournir un ensemble de solutions non dominées (aucune solution ne peut être meilleure sur un objectif sans être moins bonne sur au moins un

des autres objectifs au regard des autres solutions). En plus, une solution de cet ensemble ne peut être améliorée par rapport à un objectif sans que les performances d'au moins un autre objectif soient détériorées. Le meilleur ensemble s'appelle les solutions Pareto optimales.

Plusieurs algorithmes évolutionnaires multi-objectifs ont montré leur capacité à identifier tous les compromis possibles ou à trouver une bonne approximation de l'ensemble Pareto. Les méthodes existantes diffèrent selon leurs mécanismes de base : définition de performance, élitisme, existence de l'archive, temps de calcul, complexité, critère de densité de la solution, etc. La section suivante décrit la méthode multi-objectif évolutionnaire adoptée pour résoudre notre problème.

4.5.1 Description de l'approche de résolution : SPEA-II

Strength Pareto Evolutionary Algorithm II (SPEA-II) est une version améliorée de l'algorithme bien connu Strength Pareto Evolutionary Algorithm, proposé par [Zitzler et al., 2001]. L'algorithme se base sur les étapes suivantes :

Initialisation :

1. Une population initiale P_0 composée de N_P solutions réalisables est générée (voir la sous-section 4.5.3)
2. Une archive vide A_0 avec une taille maximale N_A est créée
3. Un nombre maximal d'itérations t_{max} est fixé

Pour chaque itération $t = 1, \dots, t_{max}$, **faire**

- a. **Pour** chaque individu i de la population P_i , **faire**

Calculer les valeurs de fitness selon les formules (4.33-4.36)

Fin Pour

- b. Extraire les solutions non dominées
- c. Définir les solutions Pareto dans l'archive externe actuelle

Si Le nombre de solutions extraites non dominées dépasse la taille de l'archive

Un opérateur de troncation est appliqué à l'archive (voir la figure 4.7)

Sinon

Remplir les archives avec les solutions dominées de la population et l'archive

Fin Si

- d. Une sélection tournoi est utilisée
- e. Une nouvelle population est produite par les opérations de croisement et de mutation (voir la sous-section 4.5.4)

Fin Pour

4.5.1.0.1 Mécanisme d'attribution de la Fitness

La fitness dans l'approche SPEA-II résulte d'un ensemble de mesures effectuées sur chaque individu de la population et de l'archive :

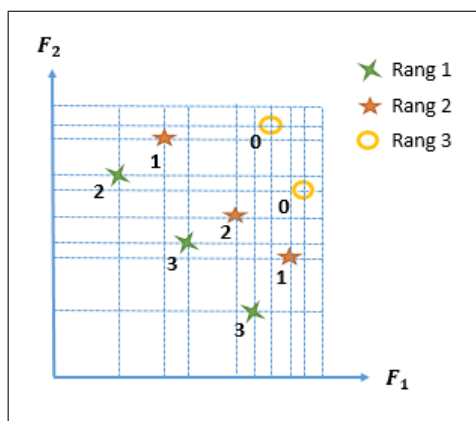
1. **Valeur de la force** : pour chaque individu i de l'archive et de la population, la force physique nommée valeur de la force $S(i)$ est calculée en fonction du nombre d'individus qui domine. L'équation (4.33) présente la formulation de $S(i)$:

$$S(i) = |j/j \in P_t + A_t \wedge i \prec j| \quad (4.33)$$

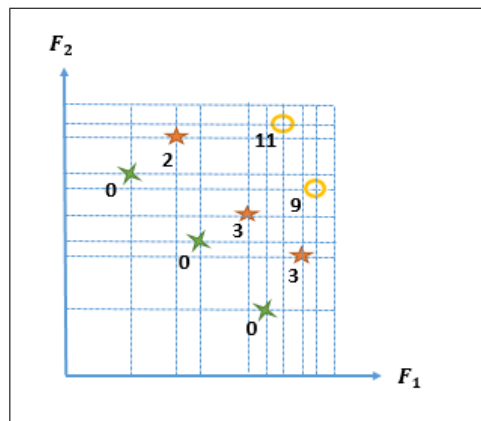
Où $|\cdot|$ représente la cardinalité de l'ensemble et le signe (\prec) exprime la notion de dominance au sens de Pareto. La valeur de $S(i)$ permet de calculer la force d'un individu, néanmoins il ne donne pas assez d'information sur son efficacité et sa qualification (individu de l'archive ou individu de la population). C'est pour cela qu'une fitness brute (Raw fitness) $R(i)$ est assignée à chaque individu i .

2. **La fitness brute (Raw fitness)** : pour chaque individu, la valeur de cette fitness correspond à la somme des forces des individus qui le domine. Il est clair que dans ce contexte la fitness brute est à minimiser. En effet, comme nous pouvons le constater la fitness brute $R(i)$ d'un individu i non dominé est nulle ($R(i) = 0 \mid i \in P_t$), en revanche cette valeur est très élevée pour un individu dominé par plusieurs individus (voir la figure 4.6).

$$R(i) = \sum_{j \in P_t + A_t, j \prec i} S(j) \quad (4.34)$$



(a) Exemple de calcul de la force



(b) Exemple de calcul de la fitness brut

FIGURE 4.6: Exemple de calcul de la force et la fitness brut

3. La densité : afin de pénaliser les individus situés dans des zones encombrées ainsi que de différencier entre les individus non dominés entre eux (du même rang), une fonction qui estime la densité est appliquée à chaque individu. Cette fonction se base sur la distance entre un individu et les autres individus de la population et de l'archive et selon sa proximité du $k^{\text{ème}}$ voisin une densité $D(i)$ lui sera attribuée.

$$D(i) = \frac{1}{\sigma_i^k + 2} \quad (4.35)$$

Où :

σ_i^k : la distance euclidienne entre l'individu i et son $k^{\text{ème}}$ plus proche voisin ;

k : la racine carrée de la taille de la population et de l'archive $\sqrt{N_P + N_A}$.

La valeur 1 est ajoutée au dénominateur afin de restreindre $D(i)$ dans l'intervalle $]0, 1[$.

Enfin la fitness d'un individu est la somme de sa fitness brute et sa densité et est exprimée par :

$$F(i) = R(i) + D(i) \quad (4.36)$$

4.5.1.0.2 Sélection environnementale

Cette sélection permet de remplir l'archive. En effet, en premier lieu on néglige la capacité de l'archive en lui insérant les individus non dominés ($F(i) < 1$) :

$$A_{t+1} = \{i | i \in P_t \cup A_t \wedge F(i) < 1\} \quad (4.37)$$

En second lieu, on ajuste la taille de l'archive selon le nombre d'individus avec lequel il se retrouve après l'opération (4.37). En effet, l'une des trois cas est possible :

1. $|A_{t+1}| = N_A$: dans ce cas la sélection environnementale est achevée.
2. $|A_{t+1}| < N_A$: dans ce cas on ajoute à l'archive les meilleurs individus de la population. Cette opération se fait en triant les $F(i)$ dans un ordre croissant et en choisissant les premières solutions avec $F(i) \geq 1$ jusqu'à remplir l'archive.
3. $|A_{t+1}| > N_A$: on effectue le mécanisme de troncation (voir le paragraphe 4.5.1.0.3).

4.5.1.0.3 Mécanisme de Troncation

Le mécanisme de troncation permet d'élaguer l'archive et de la remettre à sa taille N_A . En plus, ce mécanisme permet de conserver dans l'archive résultante les solutions extrêmes, ainsi, il garantit une bonne répartition des solutions non dominées dans l'espace

des objectifs.

La suppression des individus de l'archive se fait d'une manière itérative jusqu'à l'atténuation d'une archive de taille N_A . Un individu est supprimé si $i \leq_d j, \forall j \in A_{t+1}$. Cela signifie que :

$$i \leq_d j \Leftrightarrow \begin{cases} \forall 0 < k < |A_{t+1}| : & \sigma_i^k = \sigma_j^k \\ \vee \\ \exists 0 < k < |A_{t+1}| : & [(\forall 0 < l < k : \sigma_i^l = \sigma_j^l) \wedge \sigma_i^k < \sigma_j^k] \end{cases}$$

σ_j^k est la distance entre l'individu i et son $k_{\text{ème}}$ plus proche voisin. Ce calcul permet de supprimer les individus qui s'éloignent de leur voisin le plus proche avec la plus courte distance. Si cette distance minimale est similaire pour plus qu'un individu on passe à la comparaison de la deuxième plus courte distance pour les mêmes individus et ainsi de suite. Ce mécanisme est illustré dans la figure 4.7.

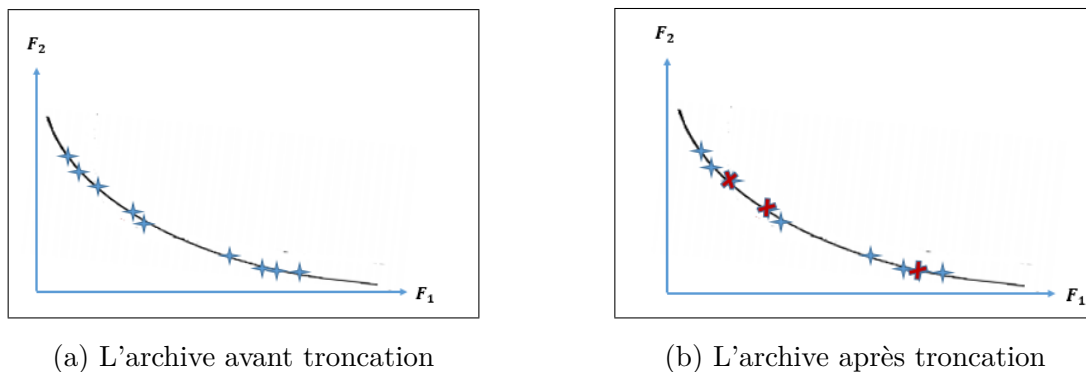


FIGURE 4.7: Illustration du mécanisme de troncation pour une archive de taille six

4.5.2 Codage des solutions

Afin de modéliser une solution sous forme d'une structure de données qui permet de représenter toutes les informations nécessaires à la définition de la solution, nous avons établi un codage qui définit la solution par un ensemble de véhicules. Chaque véhicule est caractérisé par :

- Son type ;
- Un chemin : cette liste correspond à une séquence de gènes où chaque gène exprime un client ou une station. La séquence est casée selon l'ordre de visite des sommets (clients/stations).

La figure 4.8 est un exemple d'illustration d'une solution codée. Cette présentation est une modélisation en chromosome des tournées que la figure 4.3 illustre. Sur cet exemple,

L'heuristique suivante présente les étapes de Construction de la solution initiale :

Algorithme : Heuristique de génération de la solution initiale

$Liste_Trn \leftarrow \emptyset$;

$Non_visit \leftarrow C \setminus \{0, n + 1\}$;

Tant que $Non_visit \neq \emptyset$, **faire**

1. $Trn_act \leftarrow \emptyset$

2. $Candidats \leftarrow Non_visit$;

3. **Tant que** $Candidats \neq \emptyset$, **faire**

i. $Cand = \text{random}(Candidats)$

ii. **Si** admissible ($Trn_act \cup \{Cand\}$), **alors**

a $Trn_act = Trn_act + \{Cand\}$

b $Non_visit = Non_visit \setminus \{Cand\}$

Fin Si

iii. $Candidats = Candidats \setminus \{Cand\}$

Fin Tant que

4. $Liste_Trn = Liste_Trn \cup Trn_act$

Fin Tant que

Identifier le type de véhicule pour chaque tournée dans la $Liste_Trn$

Pour chaque $Trn_i \in Liste_Trn$, **faire**

Si le $type_Trn_i$ est VE , **alors**

Tant que Trn n'est pas faisable **faire**⁴

Insérer une station selon le principe des économies de Clarke & Wright⁵

Fin Tant que

Fin Si

Fin Pour

4.5.4 Croisement

L'opérateur de croisement présente plusieurs difficultés dues essentiellement à l'aspect hétérogène des véhicules ainsi que le quota des émissions, les fenêtres de temps, le poids et les stations.

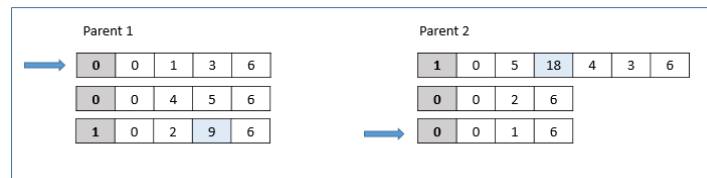
En se basant sur le principe du croisement qui consiste à construire deux enfants à partir de deux parents, nous avons élaboré un croisement fondé sur les étapes suivantes :

4. Dans ce contexte, une solution est dite faisable si l'autonomie de la batterie reste en dessus de la valeur critique

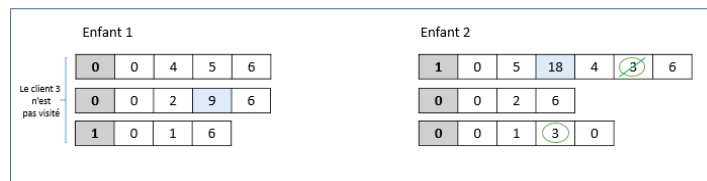
5. l'adaptation de l'algorithme sera présentée dans la sous-section 4.39

- * Le choix aléatoire d'une tournée dans l'ensemble des tournées qui composent chaque parent sans prendre en compte la nature du véhicule qui effectue la tournée. Soit Tr_1 la tournée à émerger dans le parent 1 et soit Tr_2 la tournée à émerger dans le parent 2 ;
- * On calcule le coût de chaque tournée avant le croisement ;
- * Pour chaque parent (ensemble de tournées), on ajoute vers la fin la tournée choisie aléatoirement de l'autre parent (voir la figure 4.9b). C'est-à-dire, on ajoute Tr_1 au parent 2 et Tr_2 au parent 1 ;
- * On supprime de chaque parent la tournée sur laquelle le choix a été fait ;
- * Pour chaque individu, on se retrouve avec :
 1. Des clients figurants dans plus d'une tournée ;
 2. Des clients qui ne figurent dans aucune tournée.
- * On fait une correction.

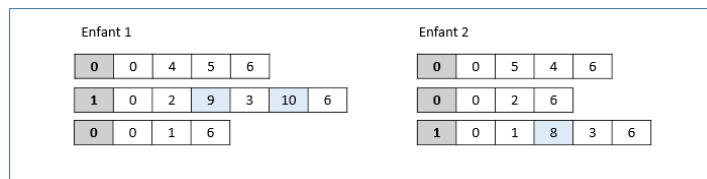
La figure 4.9 représente un exemple d'illustration du croisement que nous avons élaboré.



(a) Illustration des parents à croiser



(b) Illustration des enfants avant correction



(c) Illustration des enfants après correction

FIGURE 4.9: Exemple de croisement de deux tournées de type différent

4.5.4.1 Correction de la solution croisée

Il en résulte du croisement de deux individus, deux enfants irréalisables. En effet, on trouve sur chaque solution des clients non-visités et d'autres visités deux fois (voir la figure 4.9b). Pour pallier à ce problème, nous avons établi la correction suivante :

Préliminaire 1 : *Éliminer les doubles visites des clients*

1. créer trois éléments auxiliaires (Aux_1 , Aux_2 et Aux_3) :
 - Aux_1 : sert à préserver les clients communs entre les tournées à croiser (les parents) Tr_1 et Tr_2 ($Aux_1=Tr_1 \cup Tr_2$);
 - Aux_2 : sert à préserver les clients appartenant à Tr_1 et non pas à Tr_2 ($Aux_2=Tr_1 \setminus Tr_2$);
 - Aux_3 : sert à préserver les clients visités à travers la Tr_2 et qui n'appartiennent pas à Aux_1 ($Aux_3=Tr_2 \setminus Aux_1$)^{6, 7}
2. Supprimer de la solution 1 l'ensemble Aux_3
3. Supprimer de la solution 2 l'ensemble Aux_2 .

On note que les suppressions se font dans l'ordre d'apparence du client dans l'ensemble des tournées.

Les opérations 1 et 2 nous ont permis d'avoir des individus avec des clients visités une et une seule fois, cependant il existe encore des clients pas encore visités. Cela nous mène à faire d'autres préliminaires.

Préliminaire 2 : *Réformer des tournées*

1. Éliminer les tournées vides (qui se composent du dépôt de sortie et du dépôt d'arrivée);
2. Mettre en ordre les tournées (Faire une renumérotation).

Préliminaire 3 : *Intégrer les clients pas encore visités dans chaque solution*

Il s'agit de :

1. Intégrer Aux_3 dans le parent 2;
2. Intégrer Aux_2 dans le parent 1.

L'intégration se fait selon l'heuristique présentée dans la sous-section 4.5.4.2

Préliminaire 4 : *Réformer les tournées*

Mettre en ordre les tournées (Faire une renumérotation).

6. L'ensemble des clients Aux_1 remplace l'ensemble Tr_2 pour alléger la complexité

7. On rappelle que Tr_1 est déjà émergée dans la solution 2 et Tr_2 est déjà émergée dans la solution 1.

4.5.4.2 Heuristique d'intégration d'un client

L'intégration d'un client dans une solution se fait de la manière suivante :

Algorithme 2 : Heuristique d'intégration d'un client

1. Choisir aléatoirement une tournée du parent traité
Si la tournée est opérée par un véhicule électrique, **alors**
 Éliminer les stations de la tournée et on intègre le client selon la méthode de savings (émissions) de l'heuristique Clark and Wright
 2. Vérifier la contrainte sur le quota d'émission :
Si le quota est respecté, **alors**
 Valider l'intégration
Sinon
 Passer au prochain candidat dans **la liste des savings**
Fin Si
Si aucune position ne respecte la contrainte de quota, **alors**
 Passere à une autre tournée
Fin Si
Si l'intégration n'est pas valide **Alors**
 Créer une tournée propre au client
Fin Si
-

Dans l'optique d'améliorer la qualité des tournées, le choix du type de véhicule pour chaque tournée se fait d'une manière différente de celle suivie dans la phase de génération des solutions initiales. L'heuristique conceptualisée est la suivante :

- a. On élimine les stations des tournées effectuées par des VE
- b. On choisit les tournées à affecter au VC en s'approchant du quota d'émission E_{max}
- c. Une fois le quota est dépassé on affecte les autres tournées au VE.
- d. Réintégrer des stations de recharge dans les tournées opérées par des VE et qui violent la contrainte d'autonomie de la batterie.

Nous notons que l'intégration d'une station dans les différentes phases de l'algorithme est délicate. La sous-section suivante décrit trois heuristiques conçues afin de garantir une meilleure intégration des stations de recharge dans une tournée infaisable en termes d'autonomie.

4.5.4.3 Intégration d'une station

Supposons que l'on dispose d'une tournée qui ne satisfait pas la contrainte d'autonomie de la batterie. Avant d'intégrer une station (à savoir plus) au niveau de la tournée pour la rendre réalisable, trois questions se posent :

1. A quel niveau il faut intégrer la station ?
2. Quelle station intégrer ?
3. Avec quelle quantité d'énergie alimenter la batterie ?

Pour répondre aux trois questions d'une façon économique, nous avons établi les trois heuristiques suivantes :

Soit la tournée suivante $Trn = (0, v_1, v_2, \dots, v_i, v_{i+1}, \dots, v_{n+1})$

a. Choix du point d'intégration d'une station :

Soit Pt le point après lequel une station sera installée.

Algorithme : Heuristique de choix du point d'intégration d'une station :

initialisation : $k=0$;

Tant que $(v_k \neq v_{n+1})$, **faire**

$z = autonomie(v_k)$;

Si $k + 1 \neq n$, **alors**

Si $z < E[v_k][minima(v_k)^8]$, **alors**

$Pt = v_{k-1}$

Fin Si

Sinon

Si $z < E[v_k][v_{k+1}]$ et $z < E[v_k][minima(v_k)]$, **alors**

$Pt = v_{k-1}$

Sinon

Si $z > E[v_k][minima(v_k)]$, **alors**

continue ;

Sinon

$v_k = v_{k+1}$

Fin Si

Fin Si

Fin Si

Fin Tant que

8. $minima(v_k)$ désigne la station la plus proche au client v_k en terme de gains élaborés par l'heuristique de Clark and Wright (voir la sous-section 4.5.4.3)

b. Choix d'une station

L'heuristique des économies de Clarke et Wright, ou encore (Clarke & Wright savings heuristic, C& W) en anglais, énoncée par [Clarke and Wright, 1964], permet de réaliser des gains quant à la réunion de deux tournées. Cette heuristique a été conçue initialement pour résoudre les problèmes de tournées de véhicules avec contrainte de capacité (Capacitated Vehicle routing Problem, CVRP), et depuis lors une variété de problème de tournées de véhicules ont été adaptés à cet algorithme.

Le principe général de cette heuristique se repose sur les étapes suivantes [Okitonyumbe et al., 2015] :

1. Une tournée composée qui commence et se termine en dépôt et qui sert un seul client est créée. Conséquemment, il en résulte n tournées :

$$(0, i, n + 1) \quad \text{Pour chaque } i \in C \quad (4.38)$$

2. Des tournées seront regroupées. À ce propos, deux tournées $(0, i, n+1)$ et $(0, j, n+1)$ sont connectées si la tournée résultante $(0, i, j, n + 1)$ est faisable. Si c'est le cas, nous calculons les gains de ce ralliement suivant la formule suivante :

$$G_{i,j} = C_{i,n+1} + C_{0,j} - C_{i,j}; \quad \text{tel que } i, j \in C - \{0, n + 1\}; i \neq j \quad (4.39)$$

Avec G_{ij} est le gain de la liaison entre le client i et le client j et C_{ij} représente le coût de parcours de l'arc (i, j)

3. Pour chaque $i \in C - \{0, n + 1\}$ choisir un $j \in C - \{0, n + 1\}$ qui réalise le plus grand gain obtenu par la formule (4.39). Cela génère une matrice $G_{i,j}$ pour chaque $i, j \in C - \{0, n + 1\}$ du quelle on choisit le regroupement qui réalise le plus grand gain.

Dans notre travail, nous nous sommes inspirés de l'heuristique de Clarke et Wright afin d'intégrer une station dans une solution assurée par un véhicule électrique et irréalisable en matière d'autonomie du véhicule. La station intégrée est celle qui réalise un gain maximal par rapport à l'énergie électrique consommée. Dans ce cas le gain maximal correspond au $\min_{k \in St} G_{i,k}$

$$G_{i,k} = E_{ik} + E_{kj} - E_{ij} \quad \text{Pour chaque } k \in St \quad (4.40)$$

c. Génération de la quantité de recharge requise dans une station

Au minimum la batterie du véhicule doit être chargée avec la quantité qui lui permettra d'arriver au prochain client et puis repartir à la plus proche station ou le dépôt. L'heuristique ci-dessous permet de générer la quantité de recharge requise dans une station.

Algorithme : Heuristique de génération de la quantité de recharge requise dans une station

1. Calculer l'énergie minimale (notée EN_j) nécessaire pour partir du client j jusqu'à la plus proche station ou le dépôt :

$$EN_j = E_{jl} \quad (4.41)$$

Où la station j est obtenue par l'heuristique (b.) présentée dans la sous-section 4.5.4.3

2. Calculer l'autonomie requise AR_{ij}

$$AR_{ij} = E_{kj} + EN_j \quad (4.42)$$

3. Calculer l'autonomie du véhicule à l'arrivée de la station

Si l'autonomie est supérieur à l'autonomie demandée, **alors**

On n'ajoute rien.

Sinon

- a. Générer une quantité aléatoire entre C_{max} et l'autonomie demandée AR_{ij}
- b. Générer une quantité de recharge requise : $AR_{ij} - z$

Fin Si

La quantité à recharger dans chaque station sera la somme de a et b ;

Le véhicule doit être alimenté avec une quantité qui appartient à l'intervalle $[AR_{ij}, C_{max} - AR_{ij} + z]$.

A titre d'illustration, supposons que la tournée tracée dans la figure 4.10 n'est pas faisable par rapport à l'autonomie de la batterie et que *l'heuristique 1* a retourné le client 3 comme le client après lequel une station doit être visitée. De nouveau, supposons que *l'heuristique 2* a choisi la station 1 comme la station qui réalisera plus de gain en termes d'énergie électrique. Delà, à l'arrivée à la station la batterie du véhicule doit être chargée avec au moins :

$$AR_{34} = E_{14} + E_{4l}$$

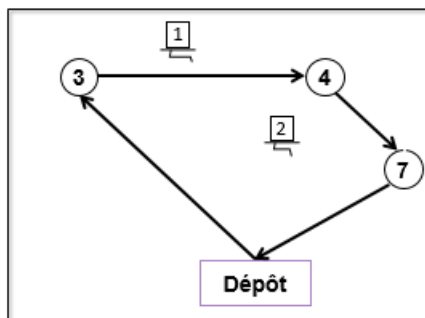
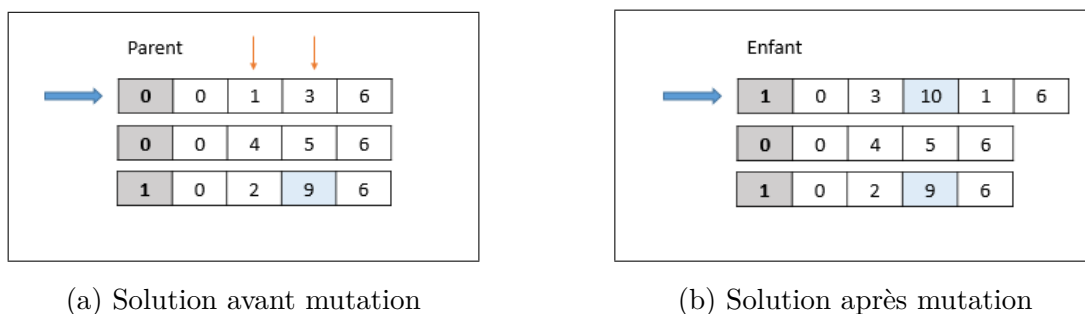


FIGURE 4.10: Exemple d'illustration de l'heuristique 3

4.5.5 Mutation

La mutation que nous avons conçue, consiste. Dans un premier temps, à choisir une tournée aléatoirement, dans un deuxième temps, à permuter deux gènes aléatoirement choisis dans la tournée sélectionnée. Après la mutation, nous vérifions le respect des différentes contraintes opérationnelles. Si les contraintes ne sont pas respectées, nous procédons à une correction basée sur celle que nous avons élaborée pour l'opérateur de croisement. La figure 4.11 montre un exemple d'une tournée conventionnelle qui s'est transformée en tournée électrique après la correction qu'on a faite suite à l'opérateur de mutation.



(a) Solution avant mutation

(b) Solution après mutation

FIGURE 4.11: Illustration de l'opérateur de mutation

4.6 Résultats numériques et discussion

Cette section expose les résultats expérimentaux que nous avons obtenus en tirant profit du modèle mathématique que nous avons présenté dans la section 4.4 ainsi que l'algorithme d'optimisation multi-objective SPEA-II détaillé dans la section 4.5 incorporé avec les trois heuristiques décrites dans la même section.

Dans le but d'évaluer la qualité des solutions, nous présentons les nombreux tests que nous avons effectués. Ces tests ont été effectués sur des jeux de données issues d'un

ensemble de travaux dans la littérature. Les deux premières sous-sections décrivent les paramètres de l’algorithme SPEA-II ainsi que les instances que nous avons conçues sur la base des jeux de données de la littérature. La dernière sous-section rapporte les résultats expérimentaux que nous avons obtenus.

4.6.1 Paramètres de l’algorithme SPEA-II

Nous soulignons que nous avons effectué une sélection par tournois des individus avant les opérateurs de mutation et de croisement. Le choix de cette méthode de sélection est justifié par les calculs simples que son application nécessite. Par ailleurs, nous avons fixé, d’une part, la taille de la population à 200 individus puisque le calcul de la fitness pour la méthode d’optimisation SPEA-II est coûteux en termes de temps, ainsi que la comparaison des individus selon la notion de dominance est d’une complexité qui est au pire des cas⁹ de $K * (N_A + N_P)^2$, avec K est le nombre d’objectifs et N_A , N_P sont respectivement la taille de la population et la taille de l’archive [Deb, 2001]. D’autre part, nous avons fixé la taille de l’archive à 20 individus. En outre, afin d’éviter un mauvais paramétrage, nous avons opté pour une identification expérimentale de la probabilité de croisement P_m et de la probabilité de mutation P_c . Après un ensemble de tests, les probabilités pertinentes sont : $P_m = 0.8$ et $P_c = 0.1$. Par ailleurs, nous avons fixé le nombre maximal de génération t_{max} en 100 itérations.

4.6.2 Instances

Les données utilisées sont conçues à partir d’un ensemble de travaux traitant des problèmes similaires à notre problème (voir Table 4.2).

Nos expériences ont été menées sur un ordinateur avec un processeur Intel Core i3 à 2,20 GHz et 4,00 Go de mémoire installée (RAM), fonctionnant sous Windows 7 Professionnel. L’algorithme SPEA-II et les différentes heuristiques intégrées sont codés sous le logiciel Dév-C++ en langage C. Cependant, nous avons validé le programme mathématique au moyen du solveur commercial CPLEX 12.6.

Les quotas d’émissions sont générés de manière aléatoire mais de façon que la quantité des émissions allouées ne dépasse pas 70% des émissions résultantes de la meilleure solution obtenue en limitant la flotte aux VC.

Les jeux de données relatifs au réseau routier sont issus des travaux de recherche de [Schneider et al., 2014]. Les instances issues du EVRP-TW présenté dans ce qui suit se

9. comparaison d’une solution avec toutes les solutions

composent de deux ensembles de différentes tailles. Le premier se compose de 36 petites instances avec 5, 10 et 15 clients par instance. Cependant, le deuxième est composé de 28 grandes instances avec 100 clients et 21 stations de recharge. Par rapport à la répartition géographique des clients et des stations, les instances sont classées en 3 catégories :

- **La classe R** : les clients sont répartis aléatoirement ;
- **La classe C** : les clients sont répartis en cluster ;
- **La classe RC** : cette classe résulte d'un mélange entre *la classe R* et *la classe C*.

Selon la largeur d'horizon de planification, on trouve :

- Les groupes R1, C1 et RC1 dont l'horizon de planification est court ;
- Les groupes R2, C2 et RC2 dont l'horizon de planification est long, ce qui permet de manipuler moins de véhicules par rapport aux groupes R1, C1 et RC1.

TABLE 4.2: Description des paramètres utilisés

Description	Notation	Valeur	Unité	Source
Capacité de la batterie	C_{max}	80	kilowatt-heure	[Davis and Figliozzi, 2013]
Capacité d'un VE	Q_{VE}	3000	kilogramme	[Zhang et al., 2018]
Capacité d'un VC	Q_{VC}	3650	kilogramme	[Goeke and Schneider, 2015]
taux de charge	τ	120^{-1}	heure par kilowatt	Tesla
Coût du Carburant	C_{car}	1.07	dollar par litre	[Davis and Figliozzi, 2013]
Coût de l'électricité	C_{elec}	0.1106	dollar par kilowatt-heure	[Davis and Figliozzi, 2013]

Il y'a aussi le taux de consommation de l'énergie électrique qui est de 0.35 kWh par km [Erdogan and Miller-Hooks, 2012] et le taux de consommation du carburant qui est de 47.04 L par 100 km (5 miles par gallon (US)) [Erdogan and Miller-Hooks, 2012].

4.6.3 Résultats et discussion

Nous avons choisi de présenter les résultats obtenus de la manière suivante :

- Présenter le front de Pareto obtenu dont la taille est fixée à 4 individus pour les petites instances (5 clients). Ainsi que la valeur optimale pour chaque objectif, ces valeurs sont obtenus au moyen du solveur CPLEX (voir tableau 4.3) ;
- Analyser les performances de l'approche SPEA-II à travers la mesure relative « métrique C » pour les petites et moyennes instances (5, 10 et 15 clients), en comparant le front de Pareto obtenu par SPEA-II avec celui obtenu par la méthode d'optimisation *distance à un objet de référence* (voir tableau 4.4) ;
- Mesurer la progression des différents objectifs au cours des itérations.

4.6.3.1 Présentation 1 : Front de Pareto

Le tableau ci-dessous rapporte, pour chaque instance, trois solutions appartenant au front Pareto obtenu. Nous notons que ces solutions sont choisies aléatoirement parmi les 20 solutions qui composent le front. Le tableau illustre davantage le point idéal qui est la valeur optimale de chaque objectif optimisé séparément.

TABLE 4.3: Résultats d'exécution des différentes instances

c101c5					c103c5				
	F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3		F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3
F_1	8.58	28.84	71.54	28.64	F_1	6.41	56.39	59.56	
F_2	632.02	1100.65	632.02	1127.68	F_2	603.74	626.74	625.30	
F_3	0	46.93	144.34	44.92	F_3	0	113.82	121.36	
F_4	0	2	0	2	F_4	0	0	0	
(VE/VC)		1/0	1/1	1/1	(VE/VC)		1/1	1/1	

c206c5					c208c5				
	F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3		F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3
F_1	7.80	72.74	50.59	42.01	F_1	6.27	29.23	55.54	
F_2	679.75	740.95	890.14	962.74	F_2	667.49	948.39	761.29	
F_3	0	142.78	88.60	67.65	F_3	0	49.88	107.51	
F_4	0	0	0		F_4	1	2	1	
(VE/VC)		2/1	3/1	3/1	(VE/VC)		1/1	2/1	

r104c5					r105c5				
F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3		F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3	
F_1	5.3	68.62	62.07	5.3	F_1	6.07	56.52	7.08	14.31
F_2	182.81	186.44	207.37	206.69	F_2	203.48	269.98	247.97	329.28
F_3	0	145.63	128.24	0	F_3	0	111.94	0	13.82
F_4	0	0	0	1	F_4	0	0	1	3
(VE/VC)		1/1	1/1	2/0	(VE/VC)		2/2	2/3	3/1

r202c5					r203c5				
F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3		F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3	
F_1	4.45	58.72	19.10	51.21	F_1	6.93	71.16	48.34	56.66
F_2	164.78	190.77	279.83	247.30	F_2	273.83	289.22	327.34	308.31
F_3	0	121.79	28.29	102.30	F_3	0	143.01	80.07	110.59
F_4	0	0	3	1	F_4	0	1	2	2
(VE/VC)		1/1	1/1	1/1	(VE/VC)		1/1	1/2	1/1

rc105c5					rc108c5				
F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3		F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3	
F_1	9.26	41.04	54.29	59.06	F_1	12.38	13.70	57.35	33.8
F_2	285.72	319.67	308.6	285.72	F_2	357.17	496.14	356.04	357.17
F_3	0	71.65	102.36	117.85	F_3	0	0	108.37	55.42
F_4	0	2	1	1	F_4	2	5	2	3
(VE/VC)		2/1	2/2	1/1	(VE/VC)		2/0	1/1	1/1

rc204c5					rc208c5				
F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3		F_i^*	Sol_1	Sol_2	Sol_3	
F_1	7.16	59.12	7.60	59.43	F_1	1.57	6.92	72.57	
F_2	234.13	234.12	329.45	234.73	F_2	mémoire insuf	273.01	305.98	
F_3	0	116.11	0	115.98	F_3	0	0	145.04	
F_4	0	0	3	0	F_4	2	2	1	
(VE/VC)		1/1	1/0	1/1	(VE/VC)		1/0	2/1	1/1

Pour certaines instances (voir l'instance $r103c5$), les éléments de l'archive ne sont pas

tous présentés. Les solutions non exposées sont celles qui appartiennent aux meilleurs individus de la population mais dominées par d'autres solutions dans l'archive. Ce cas se présente aussi lorsqu'il y a plusieurs copies d'un même individu dans l'archive. Nous avons remarqué que le dernier cas se produit lorsque les fenêtres de temps sont serrées.

D'après l'analyse des résultats de l'instance *rc105c5*, nous remarquons que la valeur de F_2 pour la troisième solution *Sol3* coïncide avec F_2^* , c'est-à-dire que c'est une solution extrême. Pour cette valeur de F_2 , le nombre de stations visitées est $F_4 = 1$, or $F_4^* = 0$. Ces résultats mettent en question du rapport implicite entre le nombre de stations visitées et la durée des tournées. Pour répondre à cette question, nous avons cherché à connaître le nombre de véhicules de chaque solution. Les résultats montrent que la solution que représente F_4^* utilise 2 *VE* et 1 *VC* alors que la solution *Sol3* utilise 1 *VE* et 1 *VC*.

Ces résultats nous ont permis de conclure qu'une solution avec moins de détours (F_4 minimale) n'implique pas une solution de durée minimale. C'est à dire, la minimisation de F_4 n'implique pas la minimisation de F_2 . En Outre, cette analyse montre la nécessité d'inclure dans notre étude un coût fixe qui correspond au nombre de véhicules utilisés.

Les résultats présentés ci-avant incluent la valeur optimale pour chaque objectif optimisé séparément F_i^* . Ces solutions nous ont poussées à réfléchir sur l'intérêt qu'elles représentent. À cet égard et afin de mieux quantifier l'intérêt porté par ces solutions, nous examinons les résultats obtenus pour l'instance *r105c5*. Nous trouvons que la valeur optimale du troisième objectif F_3^* est 0. A premier vu, ce résultat peut apparaître intéressant et le fait que la valeur de F_3 pour la solution *Sol2* est la même que F_3^* met en question le besoin d'une méthode multi-objectif, ce qui rejoint la discussion faite plus haut. Néanmoins, le CPLEX a donné pour la valeur $F_3^* = 0$, $F_1 = 8.69$, $F_2 = 370.97$ et $F_4 = 1$. Cependant, *SPEA - II* a donné $F_1 = 7.08$, $F_2 = 247.97$ et $F_4 = 1$, ce qui réalise un gain au niveau de 3 objectifs sur 4. Ces résultats confirment que le problème que nous traitons nécessite plutôt une approche d'optimisation plutôt multi-objectif que mono-objectif.

4.6.3.2 Présentation 2 : Métrique C

En vue de mesurer la performance de l'algorithme de résolution, nous avons eu recours aux mesures de performances. En effet la mesure de performance des solutions nous permet d'avoir une idée sur l'efficacité de la méthode d'optimisation multi-objectif. En outre, puisque notre problème n'est pas un problème type, nous nous disposons pas du front théorique. De ce fait, nous avons adopté deux mesures de performances, la première est relative et sera présentée dans cette sous-section et la deuxième est progressive et sera

présentée dans la sous-section suivante.

4.6.3.2.1 Métriques relatives

En plus des métriques absolues qui permettent de mesurer la qualité d'une surface de compromis (voir [Collette and Siarry, 2002]), les métriques relatives introduites par [Zitzler et al., 2000] nous permettent de comparer deux fronts obtenus par deux méthodes de résolution différentes. Dans notre cas nous avons choisi de comparer le front obtenu par la méthode élitiste SPEA-II et la méthode de distance à un objectif de référence que nous allons introduire dans le paragraphe suivant.

4.6.3.2.2 Distance à un objectif de référence :

Cette méthode permet de transformer un problème d'optimisation multiobjectif en un problème d'optimisation mono-objectif afin de minimiser la distance entre la solution obtenue et un objectif de référence. Dans notre cas, nous avons choisi de minimiser la distance entre $F_i(t)$ la solution obtenue lors de l'exécution du programme à l'itération t et F_i^* la solution idéale obtenue par le solveur CPLEX. Nous notons que nous avons utilisée dans nos calculs la norme L_2 , le programme résultant est le suivant :

$$\min f_{eq} = \left(\sum_{i=1}^4 p_i * \left(\frac{|F_i^* - F_i(t)|}{F_i^{nad} - F_i^*} \right)^2 \right)^{1/2} \quad (4.43)$$

Sous les contraintes (4.8)-(4.18), (4.23)-(4.25) et (4.27)-(4.31). Avec :

F_i^* : valeur idéale pour l'objectif i

F_i^{nad} : point nadir pour l'objectif i . Cette valeur correspond à la pire valeur pour l'objectif i dans l'espace de recherche (voir la sous-section 2.2.2.2).

Les fonctions F_i sont les fonctions objectifs (4.4)- (4.7) présentées dans le modèle mathématique élaboré dans la sous-section 4.4.3.

Nous soulignons que nous avons divisé chaque terme de somme par la différence entre la valeur idéale et la valeur du point nadir afin d'éliminer les unités, d'utiliser la même échelle et d'éviter la division par 0 [Gagne et al., 2004].

4.6.3.2.3 La métrique C

En effet, cette métrique calcule la portion des éléments d'un front qui sont dominés par les éléments de l'autre front. Soient $F_{r_{dis}}$ et $F_{r_{SPEAII}}$ les deux fronts, on calcule la valeur de $C(F_{r_{SPEAII}}, F_{r_{dis}})$ qui définit la proportion de dominance entre $F_{r_{SPEAII}}$ et $F_{r_{dis}}$ comme suit :

$$C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis}) = \frac{|\{b \in Fr_{dis}; \exists a \in Fr_{SPEAII} : a \preceq b\}|}{|Fr_{dis}|} \quad (4.44)$$

Avec :

Fr_{dis} : front obtenu par la méthode de minimisation de la distance par rapport à un objectif pour différents valeur de p_i
 Fr_{SPEAII} : front obtenu par l'approche d'optimisation SPEA-II

$|Fr_i|$: désigne le nombre d'éléments du front obtenu par la méthode i

$a \preceq b$: désigne que a domine (ou équivalent à) b . Dans notre cas, il s'agit d'un problème de minimisation. Dans le cas contraire, $a \preceq b$ signifie que b domine (ou équivalent à) a .

La valeur de $C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis})$ définit la proportion de dominance entre Fr_{SPEAII} et Fr_{dis} . En effet si :

- $C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis}) = 1$ signifie que toutes les solutions du front Fr_{SPEAII} sont dominées par les(ou égales aux) solutions de l'ensemble Fr_{dis} ;
- $C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis}) = 0$ signifie que toutes les solutions du front Fr_{SPEAII} dominent les solutions du front Fr_{dis} .

Notons que les deux valeurs $C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis})$ et $C(Fr_{dis}, Fr_{SPEAII})$ doivent être calculées, car $C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis})$ n'est pas nécessairement égale à $1 - C(Fr_{dis}, Fr_{SPEAII})$. En effet, l'expression $Res=1 - C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis}) - C(Fr_{dis}, Fr_{SPEAII})$ donne la portion des éléments appartenant au front Fr_{SPEAII} et Fr_{dis} qui sont non dominés entre eux.

TABLE 4.4: Résultats de la mesure relative

Instances	$C(Fr_{dis}, Fr_{SPEAII})$	$C(Fr_{SPEAII}, Fr_{dis})$	Res	$\Delta t(s)$
<i>c101c5</i>	1	1	-	-90
<i>c103c5</i>	1	1	-	-12
<i>c206c5</i>	1	1	-	-600
<i>c208c5</i>	1	1	-	-33
<i>r104c5</i>	1	1	-	-4
<i>r105c5</i>	1	1	-	-7
<i>r202c5</i>	1	1	-	-2
<i>r203c5</i>	1	1	-	-7
<i>rc105c5</i>	1	1	-	-920
<i>rc108c5</i>	1	1	-	-600
<i>rc204c5</i>	1	1	-	-60
<i>rc208c5</i>	1	1	-	-23
<i>c101c10</i>	0.75	0	0.25	-213
<i>c104c10</i>	1	0	0	-1200
<i>c202c10</i>	0.75	0.25	0	-291
<i>c205c10</i>	1	1	-	-3
<i>c102c10</i>	0	0.5	0.5	-385
<i>r103c10</i>	0.25	0.5	0.25	-131
<i>r201c10</i>	0.5	0	0.5	-170
<i>r203c10</i>	1	1	-	-570
<i>rc102c10</i>	0.5	0	0.5	-781
<i>rc108c10</i>	0.25	0	0.75	-31
<i>rc201c10</i>	-	-	-	-
<i>rc205c10</i>	1	0	0	-460
<i>c103c15</i>	0.25	0	0.75	-71200
<i>c106c15</i>	1	0	0	-71200
<i>c202c15</i>	1	0	0	-71200
<i>c208c15</i>	1	0	0	-5000
<i>r102c15</i>	0.75	0	0.25	-71200
<i>r105c15</i>	0.75	0	0.25	-71200
<i>r202c15</i>	1	0	0	-71200
<i>r209c15</i>	0	0	1	-71200
<i>rc103c15</i>	0.5	0	0.5	-71200
<i>rc108c15</i>	0	0	1	-71200
<i>rc202c15</i>	0.75	0	0.25	-71200
<i>rc204c15</i>	0.5	0	0.5	-71200

La valeur $\Delta t(s)$ signifie la différence en CPU entre le temps effectué par la méthode SPEA-II et la méthode de minimisation de la distance à un objectif. Nous notons que pour quelques instances, le CPLEX est stoppé au bout de 71200 (s). Ainsi, nous soulignons que pour la majorité des instances où $Res \neq 0$, la non-dominance entre les objectifs est remarquée au niveau du troisième ou quatrième objectif.

À partir des résultats présentés au tableau 4.4, nous pouvons constater que l'approche *SPEAII* et l'approche distance à un objectif de référence donnent les mêmes résultats pour les instances avec 5 clients. Cela nous permet de conclure que le front obtenu par les deux méthodes est le front optimal. Cependant, l'approche *SPEA II* donne majoritairement des solutions meilleurs que l'approche *dis* pour les instances à 10 et 15 clients.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de l'approche d'optimisation multi-objectif SPEA-II. Cependant, ces résultats confirment que pour la méthode *dis*, un mauvais choix des poids de pondération ($p_i, i = 1, \dots, 4$) ainsi que des objectifs de référence impactent la qualité des solutions.

4.6.3.3 Présentation 3 : Mesure de progression

Cette métrique nous a permis de mesurer la progression du front de Pareto au cours de la reproduction des nouvelles générations. La progression des objectifs se calcule de la manière suivante :

$$Perf = \ln \sqrt{\frac{F_{imax}(0)}{F_{imax}(k)}} \quad (4.45)$$

$F_{imax}(k)$ désigne la meilleure performance de la fonction objectif i à l'itération k .

L'analyse de la progression de chaque objectif entre la première et la dernière itération pour les grandes instances (100 clients et 20 stations), nous a permis de constater que la moyenne de progression diffère d'un objectif à l'autre (voir figure 4.12). Par exemple, les objectifs F_1 et F_2 atteignent une bonne progression moyenne de 0.21 et 0.27 respectivement. Cependant, les objectifs F_3 et F_4 progressent en moyenne avec 0,15 et 0,12, respectivement, par rapport à la première reproduction. La progression que nous avons conçue pour les quatre objectifs au cours des générations à travers l'algorithme SPEA-II est encourageante. En effet, ces chiffres montrent qu'il y a une grande progression parallèle des objectifs vers le front théorique. Ceci montre que l'adaptation de l'algorithme SPEA-II à notre problème est avantageuse.

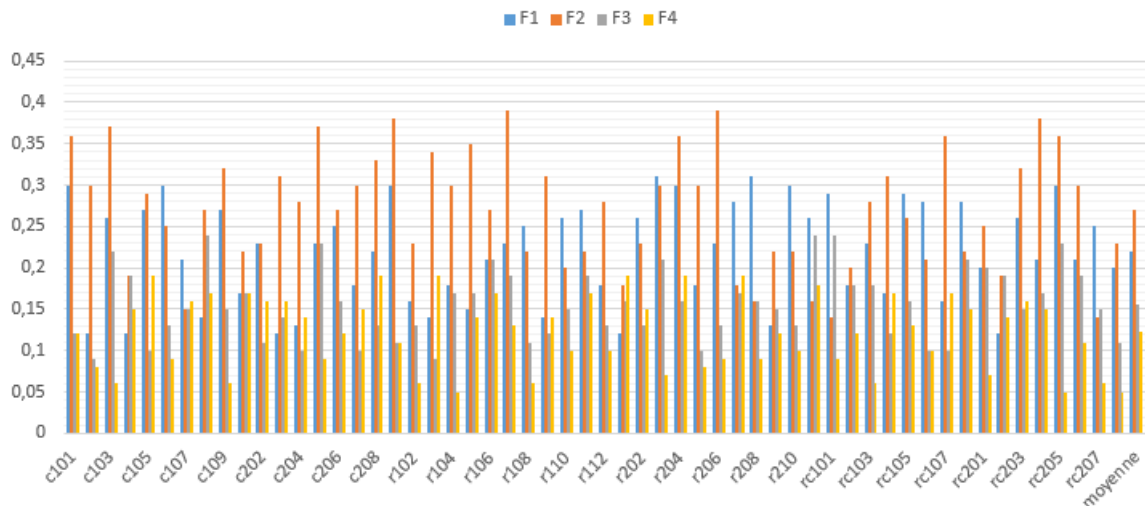


FIGURE 4.12: Mesure de la progression des fonctions objectifs

En conclusion, nous avons quantifié la qualité des solutions obtenues pour les différentes instances à travers trois présentations des résultats. La première a donné une idée sur le front Pareto obtenu par rapport à la solution idéale, les résultats atteints nous ont permis de tirer plusieurs conclusions, la plus importante est que l'approche SPEA-II nous a fourni des solutions extrêmes pour quelques objectifs. La deuxième présentation rapporte la compétitivité de l'approche a posteriori SPEA-II par rapport à la méthode d'optimisation a priori *distance à un objectif de référence*. La troisième présentation souligne à travers les résultats qu'elle expose que l'approche SPEA-II fournit une bonne convergence vers le front théorique. Par ailleurs, nous mettons en évidence la bonne répartition des solutions sur le front, puisque le mécanisme de troncation fait partie de l'algorithme SPEA-II.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié une nouvelle variante du problème de tournée de VE que nous avons baptisé : *Mix Vehicle Routing Problem with Emission Quota (MiVRP-EQ)*. Cette variante traite le problème de tournées de véhicules pour une flotte composée de VE et VC en considérant un quota sur les émissions pour les VC.

Ainsi, dans ce travail de recherche nous avons montré que le problème traité fait objet de quatre objectifs conflictuels impossible à satisfaire simultanément. C'est dans ce contexte, nous avons introduit une formulation mathématique qui décrit à la fois l'aspect multi-objectif du problème de tournées de VE et VC.

Afin de résoudre le modèle mathématique que nous avons élaboré, nous avons inclus trois heuristiques dans l'algorithme SPEA-II qui répondent aux questions suivantes : quelle station intégrer ? Où l'intégrer ? Et avec quelle quantité de recharge alimenter un véhicule ? Après l'analyse des performances de l'algorithme résultant à travers plusieurs tests et jeux de données, nous avons conclu que l'approche de résolution a permis d'obtenir des résultats compétitifs.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

En réponse aux problèmes environnementaux occasionnés par le transport, les VE semblent être une alternative écologique aux véhicules à combustion. L'émergence de cette technologie propre dans l'industrie des automobiles a contribué à la définition de nouveaux problèmes qui font appel à la recherche opérationnelle. Notre travail entre dans ce sens, en effet, nous avons contribué à la résolution de quelques problèmes stratégiques et opérationnels qui tournent autour des VE. Notre premier objectif était de proposer un modèle mathématique qui permet de trouver un compromis entre le coût d'allocation des segments de recharge par induction dans un réseau composé d'une entrée et d'une sortie liées par plusieurs chemins et le coût de la batterie des véhicules circulant dans ce réseau. Notre deuxième objectif était l'étude d'une nouvelle variante du problème de tournées de VE et VC que nous avons appelé Problème de Tournées de Véhicules Mixtes sous Quotas d'Émissions (MiVRP-EQ) et qui a la particularité de soumettre les VC à un quota d'émission des gaz à effet de serre.

Après une introduction générale et avant d'aborder les problèmes décisionnels que nous avons traités, nous avons commencé la thèse par un chapitre sur des généralités environnementales. À la lumière des données introductives, nous avons souligné la contribution du transport dans l'empreinte écologique. Par la suite, nous avons abordé l'implication du transport propre dans les objectifs climatiques.

Nous avons consacré le deuxième chapitre au problème d'allocation des segments de recharge par induction du type statique et dynamique. Nous avons tout d'abord effectué une recherche bibliographique qui nous a permis de passer en revue les travaux de recherche effectués concernant l'allocation des segments de recharge par induction. Grâce à ce tour d'horizon, nous avons pu positionner notre problème. En effet, d'après l'état de l'art réalisé nous avons constaté que le problème d'allocation des segments de recharge par induction dans le cas d'un réseau composé de plusieurs chemins n'est pas encore traité.

Ainsi, les travaux existant ne combinent pas entre le mode de recharge statique et dynamique dans un même problème d'allocation. Dans ce contexte, l'objectif principal du chapitre 2 était d'étudier le problème d'allocation des segments de recharge par induction de type statique et dynamique. Plus précisément, nous avons proposé une allocation qui permet d'alimenter la batterie d'un véhicule électrique durant les temps d'arrêt de même qu'en temps de mouvement. Ainsi, cette allocation doit constituer un compromis entre le coût d'installation des segments de recharge et le coût de la batterie tout en permettant au véhicule d'effectuer ses déplacements de l'origine vers sa destination, suivant n'importe quel chemin sans que sa batterie descende au-dessous du minimum de charge. Pour résoudre le problème, nous avons proposé un modèle mathématique sous forme de programme non linéaire en nombres entiers, comme le problème est NP-difficile et non linéaire, nous avons fusionné la version binaire et entière de la méthode d'optimisation par essaim de particules (PSO) avec la version multi-objectif, puis nous avons adapté cette combinaison à notre problème. Pour valider nos études, nous avons choisi le port du Havre comme cas d'étude. Les résultats sont analysés et discutés afin de mettre en évidence l'efficacité de notre méthode de résolution. Nous avons présenté au décideur trois solutions efficaces.

Dans le troisième chapitre, nous avons intensifié les recherches menées dans le chapitre précédent. Cette fois, en se focalisant sur l'allocation des segments de recharge de type dynamique. Pour modéliser ce problème, nous avons proposé, d'une part, une formulation mathématique sous forme d'un programme non linéaire en nombres entiers. Pour résoudre ce problème multi-objectif, nous avons adopté la version multi-objectif de la méthode d'optimisation par essaim de particules (MPSO). D'autre part, pour évaluer la qualité des solutions générées par l'approche MPSO, nous avons transformé le problème en un programme linéaire équivalent que nous avons résolu avec le solveur CPLEX. Les résultats expérimentaux que nous avons obtenus établissent une approximation du front de Pareto, la position des segments de recharge montre l'efficacité de notre méthode.

Dans le quatrième chapitre, nous avons étudié une nouvelle variante du problème de tournées de véhicules. Cette variante concerne une flotte composée des VE et des VC, la caractéristique principale de ce problème d'optimisation multi-objectif est la soumission de la flotte conventionnelle à un quota d'émissions, ainsi que l'hétérogénéité des véhicules. C'est pour cela que nous avons introduit une formulation mathématique qui décrit à la fois l'aspect multi-objectif du problème de tournées de VE et à VC avec quota d'émission (MiVRP-EQ) et qui intègre les contraintes caractérisant chaque type de véhicule. Afin de résoudre le modèle mathématique que nous avons élaboré, nous introduisons un ensemble d'heuristiques dans l'algorithme SPEA-II qui répondent aux spécificités du problème MiVRP-EQ. Pour finir, nous avons présenté à travers plusieurs tests et jeux de

données, l'analyse des performances de l'algorithme résultant.

Nous avons clôturé le présent rapport de thèse avec une conclusion générale et des perspectives.

Nos travaux de recherche ont fait l'objet de plusieurs publications et des communications dans des conférences internationales et nationales. Le bilan est le suivant :

- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J. (2018). Pareto Efficient Allocation of In-motion Wireless Charging Infrastructure for Electric Vehicles in a Multipath Network. *International Journal of Sustainable Transportation*, DOI : 10.1080/15568318.2018.1481242.
- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J., Boudebous D. (2018). Allocation of Static and Dynamic Wireless Power Transmitters within the Port of Le Havre. In : Ben Ahmed M., Boudhir A. (eds) *Innovations in Smart Cities and Applications. SCAMS 2017. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol 37. Springer, Cham.
- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J. (2018). Vehicle Routing Problem with Mixed Fleet of Electric and Conventional Vehicles under Emissions Allowances. In : *4th International IEEE Conference on Logistics Operations Management (GOL'18)*, Université le Havre Normandie, Le Havre, France, les 10-12 April 2018. pp. 1-5. doi : 10.1109/GOL.2018.8378100
- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J. (2017). A Limited Emissions Vehicle Routing Problem with Mixed Fleet of Electric and Conventional Vehicles. *5^{ème} Rencontre du Laboratoire Modélisation et Calcul Scientifique (RLMCS'2017)*, Faculté des Sciences et Techniques de Fès, Université Sidi Mohammed Ben Abdellah Fès, Maroc, les 23 et 24 Octobre 2017.
- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J. (2016). Optimal Allocation of Wireless Power Transfer System for Electric Vehicles in a Multipath Environment. In : *3rd International IEEE Conference on Logistics Operations Management (GOL'16)*, Faculté des Sciences et Techniques de Fès, Université Sidi Mohammed Ben Abdellah Fès, Maroc, les 23-25 Mai 2016. pp. 1-7. doi : 10.1109/GOL.2016.7731684.
- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J. (2016). Electric Vehicles with In-

ductive Charging in the Industrial Port Zone of Le Havre. 17^{ème} édition du Congrès de la société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision (ROA-DEF), Université de Technologie Compiègne, France, les 10 et 12 février.

2016.

- Mouhrim N., El Hilali Alaoui A., Boukachour J. (2015). Application à la planification de Transport de Personnel. Dans : la 1^{ère} édition du Congrès des Nouvelles Technologies & Calcul Scientifique (CONOTECS), Faculté des Sciences Agadir, Université Ibnou Zohr, Agadir, Maroc, les 15-17 Avril 2015.

Travaux futurs :

Les problèmes de transport électrique traités dans le présent rapport constituent des axes très intéressants surtout pour les praticiens qui intègrent le respect de l'environnement dans leurs objectifs. Par ailleurs, afin d'enrichir ce travail il serait intéressant de :

Sur le plan stratégique :

- Intégrer la contrainte de prise de rendez-vous, ainsi que de préférence.
- Étudier le problème d'allocation des segments de recharge par induction sur d'autres ports dont le réseau de transport a des particularités différentes du port du Havre.

Sur le plan opérationnel :

- Intégrer dans le problème MiVRP-EQ la minimisation du nombre de véhicules utilisés
- Étudier des nouvelles variantes du EVRP
- Adapter les heuristiques au problème MiVRP-EQ afin de trouver des résultats améliorés et l'appliquer sur un cas d'étude réel. Il s'agit de résoudre le problème d'identification de type de véhicule opérant chaque tournée comme un problème de sac à dos et le résoudre avec une méthode exacte.

- [Abrahamsson and Jacobsson, 1999] Abrahamsson, J. and Jacobsson, J. (1999). Dyna-fleet on internet.
- [Afshar-Bakeshloo et al., 2016] Afshar-Bakeshloo, M. b., Mehrabi, A., Safari, H., Maleki, M., and Jolai, F. (2016). A green vehicle routing problem with customer satisfaction criteria. *Journal of Industrial Engineering International*, 12(4) :529–544.
- [Barco et al., 2013] Barco, J., Guerra, A., Muñoz, L., and Quijano, N. (2013). Optimal routing and scheduling of charge for electric vehicles : A case study. *Mathematical Problems in Engineering*.
- [Bektaş and Laporte, 2011] Bektaş, T. and Laporte, G. (2011). The pollution routing problem. *Transportation Research Part B : Methodological*, 45(8) :1232–1250.
- [Benantar, 2017] Benantar, A. (2017). *Optimisation des problèmes industriels des tournées de véhicules : Vers une transition énergétique*. PhD thesis, Université du Havre Normandie.
- [Benetti et al., 2015] Benetti, G., Delfanti, M., Facchinetti, T., Falabretti, D., and Merlo, M. (2015). Real-time modeling and control of electric vehicles charging processes. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(3) :1375–1385.
- [Bi et al., 2014] Bi, G., Luo, Y., and Du, S. (2014). Environment performance evaluation under emission quota constraint. *International Journal of Information Technology and Decision Making*, 13 :779–794.
- [Carbonium, 2009] Carbonium, S. C. (septembre 2009). *Les opportunités du Mécanisme de Développement Propre (MDP) pour l’Afrique, Document d’Information n°07-01*.
- [Chopra and Bauer, 2011] Chopra, S. and Bauer, P. (2011). On-road contactless power transfer-case study for driving range extension of ev. In *IECON 2011-37th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*, pages 4596–4602.

- [Chouinard, 2003] Chouinard, M. (2003). *Système organisationnel et architecture d'un support d'information pour l'intégration des activités de logistique inversée au sein d'un centre de réadaptation*. PhD thesis, Laval University.
- [Christodes et al., 1979] Christodes, N., Mingozzi, A., and Toth, P. (1979). The vehicle routing problem. *Journal of Combinatorial Optimization*, pages 315–338.
- [Clarke and Wright, 1964] Clarke, G. and Wright, J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, 12(4) :568–581.
- [Collette and Siarry, 2002] Collette, Y. and Siarry, P. (2002). *Optimisation multiobjectif*, éditions eyrolles. ed.
- [Dantzig and Ramser, 1959] Dantzig, G. B. and Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management science*, 6(1) :80–91.
- [Davis and Figliozzi, 2013] Davis, B. A. and Figliozzi, M. A. (2013). A methodology to evaluate the competitiveness of electric delivery trucks. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 49(1) :8–23.
- [Deb, 2001] Deb, K. (2001). *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. John Wiley & Sons, Inc., New York, NY, USA.
- [Demir et al., 2014] Demir, E., Bektaş, T., and Laporte, G. (2014). The bi-objective pollution-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 232(3) :464–478.
- [Edgeworth, 1881] Edgeworth, F. Y. (1881). *Mathematical psychics : An essay on the application of mathematics to the moral sciences*, volume 10. Kegan Paul.
- [Elbouzekri elidrissi et al., 2013] Elbouzekri elidrissi, A., Elhilali Alaoui, A., and Benadada, Y. (2013). A genetic algorithm for optimizing the amount of emissions of greenhouse gaz for capacitated vehicle routing problem in green transportation. *International Journal of Soft Computing*, 8(6) :406–415.
- [Erdoğan and Miller-Hooks, 2012] Erdoğan, S. and Miller-Hooks, E. (2012). A green vehicle routing problem. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 48(1) :100–114.
- [Felipe et al., 2014] Felipe, n., Ortuño, M. T., Righini, G., and Tirado, G. (2014). A heuristic approach for the green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 71 :111 – 128.
- [Fiche, 2017] Fiche (2017). *Fiche de Synthèse. Le Protocole de Kyoto*. Institut International du Froid.

- [Figliozzi, 2010] Figliozzi, M. (2010). Vehicle routing problem for emissions minimization. *Transportation Research Record : Journal of the Transportation Research Board*, 2197(1) :1–7.
- [Fisher et al., 2014] Fisher, T. M., Farley, K. B., Gao, Y., Bai, H., and Tse, Z. T. H. (2014). Electric vehicle wireless charging technology : a state-of-the-art review of magnetic coupling systems. *Wireless Power Transfer*, 1(2) :87–96.
- [Foote and Onar, 2017] Foote, A. and Onar, O. (2017). A review of high-power wireless power transfer. In *2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, pages 234–240.
- [Franceschetti et al., 2013] Franceschetti, A., Honhon, D., Van Woensel, T., Bektaş, T., and Laporte, G. (2013). The time-dependent pollution-routing problem. *Transportation Research Part B : Methodological*, 56 :265–293.
- [Gagne et al., 2004] Gagne, C., Gravel, M., and L.Price, W. (2004). Optimisation multi-objectifs a l’aide d’un algorithme de colonie de fourmis. In *INFOR*, 42(1).
- [Giménez-Gaydou et al., 2016] Giménez-Gaydou, D. A., Ribeiro, A. S. N., Gutiérrez, J., and Antunes, A. P. (2016). Optimal location of battery electric vehicle charging stations in urban areas : A new approach. *International Journal of Sustainable Transportation*, 10(5) :393–405.
- [Godard, 2005] Godard, O. (2005). Politique de l’effet de serre – une évaluation du plan français de quotas de co2. *Revue française d’économie*, 19(4).
- [Goeke and Schneider, 2015] Goeke, D. and Schneider, M. (2015). Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, 245(1) :81–99.
- [Gonçalves et al., 2011] Gonçalves, F., Cardoso, S. R., Relvas, S., and Barbosa-Póvoa, A. (2011). Optimization of a distribution network using electric vehicles : A vrp problem. In *Proceedings of the IO2011-15 Congresso da associação Portuguesa de Investigação Operacional, Coimbra, Portugal*, pages 18–20.
- [Goulder, 2013] Goulder, L. H. (2013). Markets for pollution allowances : What are the (new) lessons? *Journal of Economic Perspectives*, 27(1) :87–102.
- [Greef, 2015] Greef, T. D. (2015). *Le Système Communautaire d’Echange de Quotas d’Emission (SCEQE) : Bilan et perspectives*. PhD thesis, Université catholique de Louvain.
- [Hanoteau, 2004] Hanoteau, J. (2004). *L’économie politique des marchés de permis d’émission négociables*. PhD thesis, Paris, Institut d’Etudes Politiques.
- [Hiermann et al., 2016] Hiermann, G., Puchinger, J., Ropke, S., and Hartl, R. F. (2016). The electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *European Journal of Operational Research*, 252(3) :995 – 1018.

- [Hof et al., 2017] Hof, J., Schneider, M., and Goeke, D. (2017). Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an avns algorithm for vehicle-routing problems with intermediate stop. *Transportation Research Part B : Methodological*, 97 :102 – 112.
- [Hourcade, 2000] Hourcade, J. C. (2000). Le climat du futur au risque de la négociation internationale. *Le Debat* , pages p1–7.
- [IPCC, 2014] IPCC (2014). *Climate Cgange 2014 : Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)*. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, USA.
- [Jang et al., 2012] Jang, Y. J., Ko, Y. D., and Jeong, S. (2012). Optimal design of the wireless charging electric vehicle. In *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*, pages 1–5.
- [Jang et al., 2016] Jang, Y. J., Suh, E. S., and Kim, J. W. (2016). System architecture and mathematical models of electric transit bus system utilizing wireless power transfer technology. *IEEE Systems Journal*, 10(2) :495–506.
- [Jeong et al., 2014] Jeong, S., Jang, Y. J., and Kum, D. (2014). Design optimization of the olev system considering battery lifetime. In *17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 2492–2498.
- [Jeong et al., 2015a] Jeong, S., Jang, Y. J., and Kum, D. (2015a). Economic analysis of the dynamic charging electric vehicle. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 30(11) :6368–6377.
- [Jeong et al., 2015b] Jeong, S., Jang, Y. J., and Kum, D. (2015b). Economic analysis of the dynamic charging electric vehicle. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 30(11) :6368–6377.
- [Kennedy and Eberhart, 1995] Kennedy, J. and Eberhart, R. (1995). Particle swarm optimization. In *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, volume 4, pages 1942–1948 vol.4.
- [Kennedy and Eberhart, 1997] Kennedy, J. and Eberhart, R. C. (1997). A discrete binary version of the particle swarm algorithm. In *1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation*, volume 5, pages 4104–4108 vol.5.
- [Keskin and Çatay, 2016] Keskin, M. and Çatay, B. (2016). Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 65 :111 – 127.

- [Khanesar et al., 2007] Khanesar, M. A., Teshnehlab, M., and Shoorehdeli, M. A. (2007). A novel binary particle swarm optimization. In *2007 Mediterranean Conference on Control Automation*, pages 1–6.
- [Ko and Shim, 2016] Ko, J. and Shim, J.-S. (2016). Locating battery exchange stations for electric taxis : A case study of seoul, south korea. *International Journal of Sustainable Transportation*, 10(2) :139–146.
- [Ko and Jang, 2013] Ko, Y. D. and Jang, Y. J. (2013). The optimal system design of the online electric vehicle utilizing wireless power transmission technology. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(3) :1255–1265.
- [Ko and Jang, 2014] Ko, Y. D. and Jang, Y. J. (2014). The parameter design of the wireless power electric vehicle. In *2014 IEEE 79th Vehicular Technology Conference (VTC Spring)*, pages 1–5.
- [Liao et al., 2015] Liao, Z., Zhu, X., and Shi, J. (2015). Case study on initial allocation of shanghai carbon emission trading based on shapley value. *Journal of Cleaner Production*, 103 :338 – 344.
- [Lin et al., 2014] Lin, C., Choy, K., Ho, G., Chung, S.-H., and Lam, H. (2014). Survey of green vehicle routing problem : Past and future trends. *Expert Systems with Applications*, 41(4, Part 1) :1118 – 1138.
- [Lin et al., 2016a] Lin, J., Zhou, W., and Wolfson, O. (2016a). Electric vehicle routing problem. *Transportation Research Procedia*, 12 :508 – 521. Tenth International Conference on City Logistics 17-19 June 2015, Tenerife, Spain.
- [Lin et al., 2016b] Lin, J., Zhou, W., and Wolfson, O. (2016b). Electric vehicle routing problem. *Transportation Research Procedia*, 12 :508–521.
- [Liu and Song, 2017] Liu, Z. and Song, Z. (2017). Robust planning of dynamic wireless charging infrastructure for battery electric buses. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 83 :77 – 103.
- [Mandy et al., 2014] Mandy, T., Fors, M. N., and Shoukry, A. A. (2014). An exact solution for a class of green vehicle routing problem. In *International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, pages 7–9.
- [Mendoza et al., 2016] Mendoza, C. C., Quintero, A. M., Santamaria, F., and Alarcon, A. (2016). Coordinated recharge of electric vehicles in real time. *DYNA*, 83 :222 – 231.
- [Mir et al., 2009] Mir, Pishvae, S., Fariborz, J., and Jafar, R. (2009). A stochastic optimization model for integrated forward reverse logistics network design. *Journal of Manufacturing Systems*, page 8.
- [Mohrehkesh and Nadeem, 2011] Mohrehkesh, S. and Nadeem, T. (2011). Toward a wireless charging for battery electric vehicles at traffic intersections. In *2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, pages 113–118.

- [Molina et al., 2014] Molina, J. C., Eguia, I., Racero, J., and Guerrero, F. (2014). Multi-objective vehicle routing problem with cost and emission functions. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 160 :254–263.
- [Nagatsuka et al., 2010] Nagatsuka, Y., Ehara, N., Kaneko, Y., Abe, S., and Yasuda, T. (2010). Compact contactless power transfer system for electric vehicles. In *The 2010 International Power Electronics Conference - ECCE ASIA -*, pages 807–813.
- [Notice, 2014] Notice (2014). Ministère de la transition écologique et solidaire. notice d’information sur l’allocation des quotas pour la période 2013 – 2020. www.consultations-publiques.developpement-durable.gouv.fr/IMG/pdf/note_d_informatioh.pdf.
- [OECD, 2017] OECD (2017). *Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD), CO2 Emissions from Fuel Combustion 2017. The International Energy Agency.*
- [Okitonyumbe et al., 2015] Okitonyumbe, Y.F., J., Ulungu, B. E.-L., and Kapiamba Nt., J. (2015). Adaptation de l’heuristique de clarke and wright au contexte multi-objectif grâce a la méthode du repère préférentiel de dominance. *C(62)* :75–86.
- [Pareto, 1964] Pareto, V. (1964). *Cours d’économie politique*, volume 1. Librairie Droz.
- [Ramezani et al., 2011] Ramezani, M., Graf, M., and Vogt, H. (2011). A simulation environment for smart charging of electric vehicles using a multi-objective evolutionary algorithm. In *Information and Communication on Technology for the Fight against Global Warming*, pages 56–63. Springer Berlin Heidelberg.
- [Sassi et al., 2014] Sassi, O., Cherif, W. R., and Oulamara, A. (2014). Vehicle routing problem with mixed fleet of conventional and heterogenous electric vehicles and time dependent charging costs. working paper or preprint.
- [Sassi and Oulamara, 2014] Sassi, O. and Oulamara, A. (2014). Joint scheduling and optimal charging of electric vehicles problem. In *International Conference on Computational Science and Its Applications*, pages 76–91. Springer.
- [Schaffer, 1985] Schaffer, J. D. (1985). Multiple objective optimization with vector evaluated genetic algorithms. In *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications, 1985*. Lawrence Erlbaum Associates. Inc., Publishers.
- [Schneider et al., 2014] Schneider, M., Stenger, A., and Goeke, D. (2014). The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, 48(4) :500–520.
- [Sevkli et al., 2014] Sevkli, M., Mamedsaidov, R., and Camci, F. (2014). A novel discrete particle swarm optimization for p-median problem. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*, 26(1) :11 – 19.

- [Shin et al., 2014] Shin, J., Shin, S., Kim, Y., Ahn, S., Lee, S., Jung, G., Jeon, S.-J., and Cho, D.-H. (2014). Design and implementation of shaped magnetic-resonance-based wireless power transfer system for roadway-powered moving electric vehicles. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(3) :1179–1192.
- [Tanguy, 2013] Tanguy, K. (2013). *Modélisation et optimisation de la recharge bidirectionnelle de véhicules électriques Application à la régulation électrique d'un complexe immobilier*. Université LAVAL.
- [Van Duin et al., 2013] Van Duin, J., Tavasszy, L. A., and Quak, H. (2013). Towards e (lectric)-urban freight : first promising steps in the electric vehicle revolution. *EUT Edizioni Università di Trieste*.
- [Viguier et al., 2006] Viguier, L. L., Vielle, M., Haurie, A., and Bernard, A. (2006). A two-level computable equilibrium model to assess the strategic allocation of emission allowances within the european union. *Computers and operation research*, 33 :369–385.
- [Wang, 2007] Wang, Y.-W. (2007). An optimal location choice model for recreation-oriented scooter recharge stations. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 12(3) :231 – 237.
- [Wang, 2008] Wang, Y.-W. (2008). Locating battery exchange stations to serve tourism transport : A note. *Transportation Research Part D : Transport and Environment*, 13(3) :193 – 197.
- [Wang, 2011] Wang, Y.-W. (2011). Locating flow-recharging stations at tourist destinations to serve recreational travelers. *International Journal of Sustainable Transportation*, 5(3) :153–171.
- [Wang and Lin, 2013] Wang, Y.-W. and Lin, C.-C. (2013). Locating multiple types of recharging stations for battery-powered electric vehicle transport. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, 58(C) :76–87.
- [Xylia et al., 2017] Xylia, M., Leduc, S., Patrizio, P., Kraxner, F., and Silveira, S. (2017). Locating charging infrastructure for electric buses in Stockholm. *Transportation Research Part C : Emerging Technologies*, 78 :183 – 200.
- [Yang and Sun, 2015] Yang, J. and Sun, H. (2015). Battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles. *Computers and Operations Research*, 55 :217 – 232.
- [Zhang et al., 2018] Zhang, S., Gajpal, Y., Appadoo, S. S., and Abdulkader, M. M. S. (2018). Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption. *International Journal of Production Economics*, 203 :404 – 413.
- [Zitzler et al., 2000] Zitzler, E., Deb, K., and Thiele, L. (2000). Comparison of multiobjective evolutionary algorithms : Empirical results. *Evolutionary Computation*, 8(2) :173–195.

[Zitzler et al., 2001] Zitzler, E., Laumanns, M., and Thiele, L. (2001). Spea2 : Improving the strength pareto evolutionary algorithm. *TIK-report*, 103.