جامعة سيدي محمد بن عبد الله بفاس
ⵜⴰⵙⴷⴰⵡⵉⵜ ⵙⵉⴷⵉ ⵎⵓⵃⵎⴷ ⴱⵏ ⵄⴱⴷⵍⵍⴰⵀ ⴱⴼⴰⵙ
UNIVERSITÉ SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH DE FES

كلية العلوم والتقنيات فاس
ⵜⴰⵖⵡⵍⵉⵜ ⵏ ⵜⵙⴽⵏⵉⵡⵉⵏ ⴰ ⵜⵙⵏⵉⵖⵜⵉⵏ - ⴼⴰⵙ
FACULTÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE FÈS

Centre d'Etudes Doctorales : Sciences et Techniques de l'Ingénieur

N° d'ordre 13 /2022

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

Mr : HASSANE ELBAZ

Spécialité : Recherche opérationnelle et informatique

Sujet de la thèse

Planification d'infrastructure de recharge des véhicules électriques : modélisation mathématique multi-objectif et résolution par l'approche multi-agents

Thèse présentée et soutenue le samedi 12 février 2022 devant le jury composé de :

Nom Prénom	Titre	Etablissement	
Najib MAHDOU	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Président
Souad EL BERNOUSSI	PES	Faculté des Sciences de Rabat	Rapporteur
Btissam DKHISSI	PH	Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Tétouan	Rapporteur
Arsalane ZARGHILI	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Rapporteur
Fatima EL KHOUKHI	PH	Faculté des Lettres et Sciences Humaines de Meknès	Examinatrice
Safae EL HAJ BENALI	PH	Ecole Nationale des Sciences Appliquées de Fès	Examinatrice
Lahcen OUKHTITE	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Examinateur
Abdelmajid HILALI	PES	Faculté des Sciences et Techniques de Fès	Directeur de thèse
Ahmed EL HILALI ALAOUI	PES	Université Euro-Méditerranéenne de Fès	Invité

Laboratoire d'accueil : Laboratoire Modélisation et Structures Mathématiques (LMSM).

Etablissement : Faculté des Sciences et Techniques de Fès

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 directeur de thèse **Monsieur Ahmed EL HILALI ALAOUI**, grâce à votre grande disponibilité, votre rigueur scientifique et votre précieux conseils pendant les années de thèse et de master, j'ai pu acquérir une bonne connaissances et savoir-faire dans ce domaine. Vos qualités humaines, vos encouragements continus et votre confiance étaient ma source de motivation. Le travail à vos coté m'a honoré. Je tiens également à remercier vivement mon directeur de thèse, **Monsieur Abdelmajid HILALI**, de m'avoir accueilli au sein du Laboratoire Modélisation et Calcul Scientifique. Ma profonde gratitude pour ses qualités humaines, pour toutes les heures qu'il m'a consacrées jusqu'à aujourd'hui, qui m'ont permis d'achever ce travail dans les meilleures conditions. J'aimerais lui dire à quel point j'ai apprécié sa grande disponibilité.

Je remercie les membres du jury pour l'intérêt, le temps et l'effort qu'ils ont consacrés à la relecture de ce manuscrit et de m'avoir fait l'honneur de faire partie de ma soutenance de thèse.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à Madame Souad EL BERNOUSSI, à Madame Btissam DKHISSI et Monsieur Arsalane ZARGHILI pour avoir accepté de rapporter cette thèse et pour leurs remarques qui ont permis d'améliorer la qualité de ce manuscrit.

Mes sincères remerciements vont à Madame Fatima EL KHOUKHI, Madame Safae LHAJ BENALI et Monsieur Lahcen OUKHTITE pour avoir accepté d'examiner cette thèse et d'apporter leurs points de vue sur ce travail.

Je remercie cordialement Monsieur Najib MAHDOU pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant d'être président de mon jury de thèse.

Un grand merci pour mes collègues et anciens collègues au Laboratoire de Modélisation et Structures Mathématiques (LMSM) pour l'ambiance chaleureuse qu'ils ont su faire régner.

J'adresse un immense et très sincère merci à mes parents, mon frère, mes sœurs et à ma famille, pour leur soutien inconditionnel, la joie, la confiance et la fierté qu'ils me portent chaque jour.

Je remercie enfin toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail et que ma réussite leur tient à cœur.

Résumé

Intégrer les véhicules électriques dans le transport et favoriser le transport en commun présentent deux solutions durables qui répondent aux objectifs économiques et environnementaux. Ce travail s'inscrit dans ce cadre, il porte d'une part sur l'étude d'un problème stratégique qui consiste à la planification d'une infrastructure d'un réseau des véhicules électriques et d'autre part sur l'étude d'un problème opérationnelle qui consiste à proposer un calendrier de fonctionnement d'un réseau des autobus.

Dans le premier contexte, nous étudions le problème stratégique d'installations d'une infrastructure des émetteurs de puissance dans un réseau des véhicules électriques rechargeables par induction. L'objectif principal est de trouver un compromis entre le coût de la technologie installée dans le réseau et le coût des batteries utilisées dans les véhicules, tout en assurant pour chaque véhicule un aller-retour entre une origine et une destination dans un réseau composé de plusieurs lignes. Nous proposons une modélisation mathématique multi-objectif qui répond à notre problématique. Comme le problème est NP-difficile, nous adaptons l'algorithme génétique de tri non dominé NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II) après la validation de notre modèle par des instances de petite taille en utilisant le logiciel CPLEX. Dans le deuxième contexte, nous traitons le problème du temps d'attente des usagers ou passagers dans un réseau des autobus afin d'améliorer la qualité de service pour favoriser le transport en commun. L'objectif est de minimiser le temps d'attente dans les zones de correspondance, pour cela nous proposons une modélisation mathématique multi-objectif qui permet d'une part de maximiser le nombre des synchronisations des autobus dans les zones de correspondance et d'autre part minimiser le temps d'attente entre chaque couple des autobus synchronisés dans les zones de correspondance. Afin de résoudre le modèle mathématique que nous avons élaboré, nous adaptons une approche basée sur les systèmes multi-agents dans le cadre de l'intelligence artificielle distribuée. Après l'analyse des résultats trouvés dans les deux études, nous concluons que les résultats trouvés montrent l'efficacité des modèles et approches proposées.

Mots clés : Véhicules électriques, Synchronisation des autobus, Système multi-agents, Optimisation multi-objectif, Programmation mathématique, Recharge par induction, NSGA-II.

Abstract

Integrating electric vehicles into public transport and promoting public transport present two sustainable solutions that meet economic and environmental objectives. This work falls within this framework ; On the one hand, it deals with the planning problems of an infrastructure in the dynamic wireless charging for electric vehicles and on the other hand, with planning of bus schedules that minimizes waiting time.

In the first context, we study the strategic problem of planning an infrastructure in the dynamic wireless charging for electric vehicles. The main goal is to find an optimal compromise between the cost of electric power transmitters and the cost of batteries, which ensures each vehicle a round trip between an origin and a destination in a network, composed of several lines. We propose a multi-objective mathematical model that answers our problem. As the problem is NP-hard, we adapt the non-dominated sorting genetic algorithm(NSGA-II) after validating our model on small instances using the CPLEX solver.

In the second context, we deal with the problem of waiting time in a bus network in order to improve the quality of service therefore promote public transport. The main objective is to minimize the waiting time in the correspondence zones. To do so, we propose a multi-objective mathematical modeling, which allows on the one hand, maximizing the number of synchronizations between the buses and on the other hand minimizing the waiting time between the synchronized buses. In order to solve the proposed mathematical model, we adapt a multi-agent approach based on a coalition of agents. After analyzing the results found in the two studies, we conclude that the results found show the effectiveness of the proposed models and approaches.

Key words : Electric Vehicles, Bus synchronization, Multi-agent system, Multi-objective optimization, Mathematical programming, Inductive Charging, NSGA-II.

Table des matières

Remerciement **1**

Résumé **3**

Abstract **5**

Table des matières **9**

Liste des tableaux **10**

Liste des figures **13**

Table des abréviations **14**

Introduction générale **15**

1 Transport écologique : défis et efforts **20**
1.1 Introduction 21
1.2 Transport et GES : quelle part des émissions ? 21
1.2.1 Le transport 22
Transport routier 22
Transport aérien 23
Transport maritime 23
Transport ferroviaire 23
1.2.2 Production d'électricité 23
1.2.3 Secteur industriel 23
1.2.4 Secteur d'agriculture 24
1.2.5 Secteur du bâtiment 24
1.3 Logistique verte 25

1.3.1 Définitions et objectifs . . . 25
1.3.2 La rétro-logistique . . . 26
1.3.3 Logistique verte et transport . . . 27
1.4 Les véhicules électriques, un moyen de transport au service de l'écologie 29
1.4.1 Types des véhicules électriques . . . 29
Véhicule électrique à batterie (BEV) . . . 30
Véhicule électrique hybride rechargeable (PHEV) . . . 30
Véhicules électriques hybrides (HEV) . . . 30
Véhicules électrique à pile à combustible (FCEV) . . . 31
Véhicule à prolongateur d'autonomie (E-REV) . . . 31
1.4.2 Mode de recharge des véhicules électriques . . . 31
Recharge par prise - AC et DC . . . 31
Recharge inductive - statique et dynamique . . . 32
Échange de batterie . . . 33
1.4.3 Impact des véhicules électriques sur l'environnement . . . 34
1.5 La batterie est l'unité principale des véhicules électriques . . . 35
1.5.1 L'évolution des batteries des véhicules électriques . . . 35
Matériaux de cathode . . . 38
Matériaux de l'anode . . . 39
1.5.2 Différents types de batteries pour les véhicules électriques . . . 39
Batterie au plomb . . . 39
Batterie Nickel-Cadmium . . . 39
Batterie Nickel-Métal Hydrures . . . 40
Batterie lithium-ion . . . 40
1.5.3 Batterie des véhicules électriques : caractéristiques . . . 40
1.5.4 Batterie électrique : les limites de la physique . . . 42
1.6 Le transport urbain : introduction de l'autobus intelligent . . . 43
1.6.1 Transport collectif écologique . . . 43
1.6.2 Transport collectif sans temps d'attente . . . 44
1.7 Conclusion . . . 46

2 Conception optimale d'un système de recharge dynamique par induction des véhicules électriques dans un réseau multi-chemin ; modélisation et résolution dans le cas aller-retour 47
2.1 Introduction . . . 48
2.2 État de l'art . . . 49
2.3 Recharge dynamique sans fil des véhicules électriques . . . 52
2.4 Description du problème . . . 56
2.5 Problème d'optimisation Multi-objectif . . . 59
2.6 Formulation mathématique du problème . . . 61
2.6.1 Données et paramètres du modèle . . . 62
2.6.2 Variables de décision . . . 63
2.6.3 Fonctions objectifs . . . 63

2.6.4 Contraintes . . . 64
2.7 Validation du modèle . . . 67
2.8 Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs . . . 71
2.8.1 Approches scalaires . . . 71
La méthode des sommes pondérées . . . 72
Méthode ϵ-contrainte . . . 73
2.8.2 Approches non-scalaires . . . 73
La méthode lexicographique . . . 74
2.8.3 Approches Pareto . . . 74
La méthode NSGAII . . . 75
La méthode MOGA . . . 75
2.9 Approche de résolution . . . 76
2.9.1 Principe général de la méthode NSGA-II . . . 77
2.9.2 Adaptation de NSGA-II pour résoudre le problème . . . 79
Codage d'une solution . . . 80
Opérateur de croisement . . . 81
Opérateur de mutation . . . 84
Etape de remplacement . . . 84
Critère d'arrêt . . . 84
2.10 Étude expérimentale . . . 85
2.11 Conclusion . . . 94

3 La Synchronisation des Autobus par Zone : Modélisation et Résolution par les Systèmes Multi-agents 95
3.1 Introduction . . . 96
3.2 Problème de synchronisation des autobus . . . 97
3.2.1 Etat de l'art . . . 97
3.2.2 Description du problème . . . 99
3.2.3 Formulation mathématique . . . 103
Notations . . . 103
Modèle multi-objectif . . . 104
3.3 Agent et système multi-agent . . . 108
3.3.1 Notion d'agent . . . 108
Définitions . . . 108
Types d'agent . . . 109
3.3.2 Système multi-agent . . . 110
Définitions . . . 111
La communication dans les SMAs . . . 112
3.4 Résolution par l'approche multi-agent . . . 112
3.4.1 Hyper-heuristique . . . 113
3.4.2 Structure générale de l'pproche multi-agent . . . 114
3.4.3 Stratégie d'alternance entre les opérateurs de diversification et d'intensification . . . 115

3.4.4 Description des étapes de l'approche multi-agent 118
Processus de décision 120
Mécanismes d'apprentissage 122
3.4.5 Spécialisation de l'approche multi-agent 125
Les opérateurs 125
3.5 Résultats expérimentaux 132
3.6 Conclusion 139

Conclusion générale et perspectives **140**

Liste des publications **142**

Bibliography **144**

Liste des tableaux

1.1 Capacités de la batterie des différents véhicules électriques[97] 41
1.2 Les caractéristiques des différents technologies des batteries[97] 42

2.1 Données et paramètres du modèle 70
2.2 Résultats trouvés pour $I_b = 19KWH$ 71
2.3 Résultats trouvés pour $I_b = 21KWH$ 71
2.4 Comparaison des résultats obtenus par NSGAII et CPLEX 85
2.5 Nombre des segments dans chaque arc 87
2.6 Valeurs des données et paramètres 88
2.7 Réglage des paramètres de l'approche 89
2.8 Résultats trouvés dans le cas de $I_b = 17 \quad KWH$ 89
2.9 Résultats trouvés dans le cas de $I_b = 19 \quad KWH$ 90
2.10 Résultats trouvés dans le cas de $I_b = 21 \quad KWH$ 90
2.11 Résultats trouvés 92
2.12 Valeurs des fonctions objectifs 92
2.13 Coût total en fonction du nombre des véhicules 93

3.1 Les caractéristiques de l'exemple 128
3.2 Les aractéristiques de l'exemple 131
3.3 Les aractéristiques de l'exemple 133
3.4 Résultats trouvés pour l'exemple réel 134
3.5 Résultats trouvés par différentes méthodes 134
3.6 Caractéristiques des instances 135
3.7 Résultats trouvés pour l'exemple 136

Table des figures

1.1 Émissions de GES par secteur. Source : EPA 22
1.2 Émissions de gaz à effet de serre par mode. Source : EEA 24
1.3 Le cadre du système de la logistique verte [107] 26
1.4 Classification des véhicules électriques 30
1.5 Représentation de la recharge par induction statique 33
1.6 Représentation de la recharge par induction dynamique 33
1.7 Schématisation d'échange de la batterie 34
1.8 Estimations des émissions par motorisation en France (Source : Carbone 4, FNH et ECF) 35
1.9 schématisation d'une batterie Ni-MH 36
1.10 Schématisation d'une batterie Li-métal avec la formation de dendrites . 37
1.11 Schématisation de la charge et la décharge d'une batterie lithium ion . 38

2.1 Configuration standard du système de charge sans fil des véhicules électriques 53
2.2 Concept de segmentation des lignes électriques 54
2.3 Les caractéristiques dynamiques de la recharge électrique sans fil . . . 54
2.4 Degré d'inclinaison de la route en cas de montée 55
2.5 Puissance requise pour un véhicule en fonction de la vitesse et de la pente 56
2.6 Exemple d'un réseau composé de plusieurs lignes 57
2.7 Schéma du système composé de deux voies 57
2.8 Exemple d'un réseau composé de plusieurs lignes : aller-retour 58
2.9 Les différents types des segments 58
2.10 Un ensemble de solutions pour un problème de décision d'achat de voiture 59
2.11 Différentes composantes dans le cas de la minimisation des deux objectifs 61
2.12 Différentes formes du front pareto avec deux objectifs 62
2.13 Example of synchronization 69
2.14 La methode des sommes pondérées avec $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$ 72

2.15 Différentes solutions générées avec la méthode ϵ-contrainte 73
2.16 Affectation des rangs aux individus suivant le principe de la dominance 75
2.17 Exemple du principe de dominance 76
2.18 Schéma généralise le principe de la méthode NSGA-II 77
2.19 Fronts de Pareto dans un problème de minimisation 77
2.20 La distance d'encombrement dans le fronts Pareto 78
2.21 Schéma de l'approche NSGA-II 79
2.22 Codage d'un individu 80
2.23 La discrétisation de l'arc 2 81
2.24 Exemple de la première phase de la procédure de croisement 83
2.25 Fonctionnement de l'opérateur de mutation 84
2.26 Modélisation du réseau des autobus 86
2.27 Un sous réseau extrait dans le reseau des autobus 86
2.28 Réseau de transport 87
2.29 Le pourcentage des segments actifs 91

3.1 Exemple d'une zone de correspondance 100
3.2 Exemple d'une synchronisation 101
3.3 Exemple d'une synchronisation par la nouvelle définition 101
3.4 Exemple de deux synchronisations 102
3.5 Exemple de deux bus non synchronisés 102
3.6 Distributions de probabilité pour les arrivées aléatoires des autobus . . 104
3.7 La représentation graphique de Δ_{sip}^{jq} 105
3.8 Exemple du cas traité dans la contrainte (3.5) 106
3.9 Exemple du cas traité dans la contrainte (3.6) 107
3.10 Exemple du cas traité dans la contrainte (3.8) 107
3.11 Une représentation schématique d'un agent [31] 110
3.12 Description d'un SMA 111
3.13 Principe d'un acte de communication dans un SMA 112
3.14 Une coalition composée de 3 agents dans l'approche multi-agents 113
3.15 Schéma général d'une hyper-heuristique, inspiré de [8] 114
3.16 Architecture de l'approche multi-agent 115
3.17 Stratégie basée sur le choix d'opérateur aléatoire entre les deux types d'opérateurs 116
3.18 Stratégie basée sur l'alternance entre les opérateur de diversification et d'intensification 117
3.19 Stratégie basée sur l'alternance entre une phase d'opérateurs d'intensification et un operateur de diversification 118
3.20 Le comportement d'un agent 119
3.21 Matrice de décision 121
3.22 Matrice de décision [79] 122
3.23 Exemple d'apprentissage par renforcement 124
3.24 Réseau de l'exemple étudié 133

3.25 Représentation graphique du temps d'attente en fonction des instances 136
3.26 Différents résultats selon la valeur de λ 137

Table des abréviations

ATA	The American Trucking Associations
BEV	Battery Electric Vehicle
COP	Conference of the Parties
COSA	Coût des Onduleurs et des Segments Actifs
ECF	European Climate Foundation
EEA	European Environment Agency
EPA	Environmental Protection Agency
FNH	la Fondation pour la Nature et l'Homme
GES	Gaz à Effet de Serre
INVS	Institut de Veille Sanitaire
KAIST	Korea Advanced Institute of Science and Technology
MOGA	Multiple Objective Genetic Algorithm
MPSA	Moyenne des Pourcentages des Segments Actifs
NSGA-II	Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II
NO	Nombre des Onduleurs
NTO	Nombre Total des Onduleurs
NTSA	Nombre Total de Segments Actifs
NSA	Nombre de Segments Actifs
OLEV	On-Line Electric Vehicle
PSA	Pourcentage des Segments Actifs
PSO	Particle Swarm Optimization
SMA	Système Multi-Agent
VE	Véhicule Électrique

Introduction générale

La demande en services de transports urbains n'a cessé de croître dans tous les pays du monde sans exception. En effet, la croissance démographique globale et l'urbanisation galopante ont entraîné un développement accéléré des grandes villes, elles-mêmes rapidement impactées par une hausse soudaine de la demande en transports particulièrement le transport en commun. Ce qui nécessite une bonne planification pour améliorer la qualité de service d'une part. D'autre part pour réduire les émissions de gaz à effet de serre (GES) puisque elle contribue à l'un des plus grands défis auxquels le monde est confronté aujourd'hui ; l'augmentation des émissions mondiales quotidiennes des gaz à effet de serre. La raison est due à l'augmentation de la quantité d'énergie requise dans le cadre de ce développement. Depuis les années 90, un nombre très important des pays du monde entier qui dépasse une centaine se réunissent chaque année lors des COP (Conference of the Parties) pour discuter et trouver des solutions efficaces des problèmes du climat et de la lutte contre le réchauffement climatique (22th UN Climate Change Conference COP22 2016, 25th UN Climate Change Conference COP25 2019, Climate Action Summit 2019,...). À titre d'exemple, conférence COP21 qui s'est déroulée à Paris a permis de conclure à un accord permettant de remplacer le prolongement du protocole de Kyoto [110], et ce dès 2020. Parmi les objectifs on trouve la réduction des émissions de GES de 45% au cours de la prochaine décennie et de zéro émission en 2050 [93, 28]. Puis, dans la COP22 à Marrakech, un des résultats notables est l'avancée de deux ans de la rédaction du règlement de l'accord de Paris : la date d'achèvement est fixée à 2018 au lieu de 2020. C'est donc pendant la COP24 que les pays devront présenter leurs plans climat nationaux.

Le transport est le principal contributeur des GES avec un pourcentage de 29% comme nous expliquerons dans le premier chapitre. L'agence internationale de l'énergie annonce qu'il y a une possibilité d'augmentation des émissions de GES dans le secteur de transports de 20% d'ici 2030 et de 50% d'ici 2050 [85]. Ce qui lance une alerte maximale contre cette augmentation des émissions. Par conséquent, plus des efforts doivent

être faits de la part de chacun pour limiter et réduire ces émissions des GESs.

Favoriser les transports en commun et électrifier les véhicules sont deux solutions très efficaces qui mettent en œuvre les objectifs climatiques. Le temps d'attente est le plus ennuyeux pour les usagers dans le choix du transport en commun, donc une bonne planification opérationnelle dans ce sens favorise l'utilisation du transport en commun. Ce problème a fait l'objet d'un travail de recherche que nous avons menés à travers le dernier chapitre de cette thèse. Sur le plan environnemental, la voiture électrique a un impact sur l'environnement 2 à 4 fois moins qu'un véhicule thermique. Pour ces raisons, bien que l'introduction des véhicules électriques a posé plusieurs défis stratégiques et opérationnels, de nombreux pays ont commencé à transformer le véhicule conventionnel en un véhicule électrique offrant une solution verte et fiable. Nous étudions dans cette thèse la planification d'une infrastructure des véhicules électriques dans un réseau composé de plusieurs lignes qui peuvent partager les mêmes arcs. Cette problématique a fait l'objet d'un travail de recherche que nous avons mené à travers le deuxième chapitre.

Le problème de transport des véhicules électriques diffère du problème de transport des véhicules à combustion en raison des contraintes supplémentaires due d'une part à l'autonomie limitée et le coût élevé de la batterie qui est l'unité principale des véhicules électriques, et d'autre part au coût élevé de la technologie utilisée pour recharger les batteries des véhicules. Ceci impose, la recherche d'un compromis entre la capacité des batteries et le coût d'installation de l'infrastructure. Les avantages environnementaux des véhicules électriques peuvent être compensés par leur vitesse limitée et leur long temps de recharge. Même la recharge avec le chargeur le plus rapide nécessite encore au moins 30 minutes [109]. La chose qui produit un problème ennuyeux pour les utilisateurs. Une technologie innovante a été introduit pour remédier à ces inconvénients ; la recharge par induction est une technologie de recharge sans contact. En effet, la recharge des batteries sans fil (par induction) peut transférer de l'énergie électrique pendant qu'un véhicule soit en mouvement, par conséquent une élimination du temps d'attente de recharge et une augmentation de l'autonomie de la batterie. Le défi principal de cette nouvelle technologie est le coût d'installation dans un réseau de transport, qui est une technologie assez chère. L'objectif est donc de déterminer une installation stratégique des émetteurs de puissance permettant à chaque véhicule de se déplacer sans rupture de charge tout en minimisant le coût de l'infrastructure, d'autre part évaluer la meilleure capacité des batteries des véhicules. Nous notons que le coût des émetteurs de puissance et la capacité des batteries utilisées sont deux facteurs qui influencent directement sur le coût global de l'infrastructure.

Dans cette thèse, nous avons contribué au développement du transport par véhicule électrique en proposant une planification optimale de l'installation d'une infrastructure dans un réseau de transport par véhicule électrique, et au niveau opérationnel nous avons proposé une planification des horaires des autobus tout en minimisant le temps d'attente ce qui favorise l'utilisation du transport en commun. Donc une contribution

de manière significative pour réduire les émissions de GES des transports.

- Notre équipe a publié un travail dans ce cadre [85] dont l'objectif est d'installer une infrastructure de la recharge par induction des véhicules électriques qui garantit à chaque véhicule électrique de se déplacer d'une origine vers une destination dans un réseau composé de plusieurs lignes qui peuvent partager les mêmes arcs sans rester en rupture de charge. Notons qu'en réalité, généralement chaque véhicule (exemple les autobus) revient à son départ, ce qui implique un aller-retour, donc la possibilité d'utiliser les mêmes onduleurs pour les deux voies de la ligne, puisque la technologie utilisée est composée des segments de recharge et des onduleurs, un onduleur peut alimenter des séries différentes des segments de recharge installés dans la route. À notre connaissance, ce cas n'a pas encore été étudié dans la littérature. Nous avons basé dans cette étude sur un réseau des autobus qui fait des aller-retour en même temps. Notre objectif est donc de trouver un compromis entre le coût de la batterie, lié à sa capacité, et le coût d'installation des émetteurs de puissance.

- Les départs et les destinations dans le réseau des autobus sont reliés par une seule ligne ou par plusieurs lignes avec un certain nombre de points de correspondances. Dans ce cas, les passagers qui souhaitent voyager entre deux points dans le réseau doivent changer la ligne aux zones de correspondance. Le temps d'attente est perçu de manière très négative par les utilisateurs qui le considère comme un temps perdu incontrôlable et ennuyeux. S'il existe un grand nombre de ces zones de correspondance, un calendrier "parfait" ne peut être obtenu que si le temps d'attente dans les zones de correspondance est nul. Pour une bonne mobilité des passagers dans le réseau de transport urbain par autobus, il est nécessaire d'assurer des possibilités de correspondance entre les différentes lignes avec un temps d'attente minimisé. L'importance des stations de correspondances dans un réseau de transport public est motivée par plusieurs raisons dont l'amélioration des caractéristiques du service du réseau de transport en commun par l'augmentation du nombre des lignes dans le réseau, et l'amélioration de la flexibilité et de l'efficacité opérationnelles du réseau de transport, en rendant le système rentable et en améliorant les infrastructures de transport qui garantissent une qualité de service élevée. Dans ce sens, nous avons présenté une planification des horaires des autobus dans un réseau de transport des autobus afin de minimiser le temps d'attente de transfert des passagers dans les zones de correspondance.

Ce mémoire est composé de cette introduction, de trois chapitres, d'une conclusion et une bibliographie détaillée. Il comporte une vue d'ensemble sur le concept de transport écologique, la position des différents problèmes traités, la présentation des nouveaux modèles mathématiques proposés, des approches de résolution adoptées, des heuristiques proposées et les résultats expérimentaux obtenus.

Dans le chapitre I "Transport écologique : Défis et efforts", nous fournissons un aperçu général du contexte de ce travail. Plus précisément, nous présentons les différents types de données concernant les émissions de GES. Puis, nous clarifions le rôle de la logistique verte dans la réduction de ces émissions. Comme les véhicules électriques sont le futur d'une mobilité verte et un élément principal dans la logistique verte, nous donnons un aperçu détaillé sur les véhicules électriques, ainsi l'implication dans les préoccupations environnementales. Ensuite, nous clarifions l'évolution et les caractéristiques des batteries comme unité principale de chaque véhicule. Par ailleurs, nous expliquons l'impact du temps d'attente sur l'utilisation du transport commun.

Dans le deuxième chapitre, "Conception optimale d'un système de recharge dynamique par induction des véhicules électriques dans un réseau multi-chemin ; modélisation et résolution dans le cas aller-retour", la planification proposée permet d'installer des onduleurs et des segments de recharge des véhicules au cours de déplacement et d'autre part déterminer la capacité des batteries à installer dans les véhicules tout en assurant un déplacement aller-retour des véhicules électrique sans rupture de charge entre deux point dans le réseau. Dans un premier temps, nous dressons une vue d'ensemble sur les différents axes de recherche concernant les VE, ainsi la technologie de recharge par induction. Ensuite, nous définissons le problème d'allocation stratégique des émetteurs de l'énergie électrique (composés des segments de recharge et des onduleurs) dans un réseau de transport composé de plusieurs lignes des véhicules électriques rechargeables par induction. Pour résoudre notre problème, nous proposons une modélisation mathématique multi objectif qui consiste à trouver un compromis entre le coût des batteries et le coût des émetteurs de puissance. Comme le problème est NP-difficile, le modèle est validé avec l'optimiseur CPLEX en utilisant des petites instances. Pour les grandes instances, nous traitons un exemple réel existant dans la littérature dont l'objectif est de montrer l'efficacité de notre modélisation. Le problème est plus complexe dans un cas réel c'est pour cela nous avons utilisé une metaheuristique qui donne des solutions dans un temps raisonnable, nous avons adapté la méta-heuristique multi-objectif NSGA-II. Les résultats sont analysés et discutés afin de souligner les avantages de notre modèle. Enfin une conclusion dresse le bilan du chapitre.

Dans le troisième chapitre, nous nous focalisons sur l'étude du problème du temps d'attente dans un réseau des autobus dont le but est de favoriser le transport en commun. L'objectif principal est de minimiser le temps d'attente dans les zones de correspondance. Pour cela, premièrement nous effectuons une recherche bibliographique sur les différents axes de recherche concernant la planification des horaires dans un réseau des autobus. Ensuite, nous présentons la description du problème de planification des horaires d'un réseau des autobus, qui représente l'un des meilleurs critères pour mesurer la qualité de service. Dans notre étude, nous nous concentrons sur le problème de synchronisation des horaires des autobus dont l'objectif est de trouver une solution qui minimise le temps d'attente pour chaque passager, particulièrement dans les zones de correspondance. Puis, nous proposons un modèle mathématique multi-objectif ap-

proprié. Ensuite, nous adaptons une méthode de résolution basée sur l'approche multi-agents. Avant de clore ce chapitre, nous montrons l'efficacité de notre modélisation par les résultats trouvés.

Nous achevons ce rapport, par une conclusion générale et une synthèse générale sur les travaux effectués au cours de cette thèse ainsi que quelques perspectives envisagées dans les travaux futurs.

CHAPITRE 1

Transport écologique : défis et efforts

Résumé

Ce chapitre dresse une vue d'ensemble sur les principales sources d'émissions de GES. Afin de pallier l'augmentation de ces émissions, nous présentons le concept de la logistique verte, puis nous illustrons les pratiques de la logistique verte dans le transport. Comme les véhicules électriques étant un élément clé de la logistique verte et un moyen vers une mobilité verte, nous donnons un aperçu détaillé sur les véhicules électriques. Par la suite, leurs impact sur l'environnement, ainsi l'évolution, les caractéristiques et les limites de la physique des batteries comme une unité principale de chaque véhicule électrique. Avant de finir ce chapitre, puisque le temps d'attente est un facteur très important pour favoriser le transport en commun, nous montrons l'importance du temps d'attente dans les zones de correspondance qui est un temps incontrôlable par les passagers, ce qui fera l'objet du troisième chapitre.

1.1 Introduction

L'accroissement démographique très rapide dans les milieux urbains se dirige vers une mobilité de plus en plus importante. Comme le transport se classe parmi les premiers sources des GESs, donc le transport urbain est devenu une question éminemment stratégique pour les agglomérations. Afin d'améliorer la qualité de service pour éviter les congestions résultantes et de réduire ces émissions de GES, nous somme dans l'obligation de faire plus d'efforts pour trouver des solutions, et développer des transports durables. Les défis consistent à effectuer une transformation pragmatique d'un secteur des transports à forte consommation de combustibles fossiles vers un autre secteur des transports avec zéro émission et zéro temps d'attente particulièrement dans le transport en commun.

Le fondement environnemental de la logistique verte augmente son intérêt de plus en plus. L'intérêt croissant pour la logistique verte est l'aboutissement de sa fondation environnementale à travers l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement. Les véhicules électriques sont devenus la colonne vertébrale de la logistique verte, aussi une technologie avancée. Pour ces raisons, le monde se dirige vers l'électrification des véhicules, et dans ce sens, plusieurs modes de recharge et types des batteries ont été proposés. Les limites physique des batteries et le coût de la technologie utilisée nécessitent une bonne planification stratégique sans oublier le côté opérationnel au niveau de la qualité de service particulièrement dans le transport en commun.

Dans un premier temps, nous présentons les sources principales des émissions des GESs. Pour surmonter l'augmentation de ces émissions, nous présentons la notion de la logistique verte puis plus particulièrement la relation entre la logistique verte et le transport. Comme les véhicules électriques sont parmi les piliers principaux dans la logistique verte, nous exposons un aperçu détaillé sur les véhicules électriques. Et puis l'impact des véhicules électriques sur l'environnement. Puisque la batterie et l'unité principale de chaque véhicule, nous clarifions l'évolution, les caractéristiques et les limites de la physique dans les batteries. Pour finir ce chapitre, nous montrons aussi les types et l'impact du temps d'attente sur la qualité de service dans le réseau de transport en commun.

1.2 Transport et GES : quelle part des émissions ?

Les émissions des GESs et leurs concentrations croissantes dans l'atmosphère et le temps qu'elles restent dans l'atmosphère varient de quelques années à des milliers d'années entraînant des changements climatiques graves. Ainsi, quel que soit le point d'émission, leur impact est mondial. Cet indicateur met en évidence les émissions de GES causées par les activités humaines dans le monde.

Pour éviter des graves changements climatiques, nous devons réduire rapidement les émissions mondiales des GESs (environ 50 milliards de tonnes de GES chaque année). Pour déterminer la façon pour réduire le plus efficacement les émissions et distinguer quelles émissions peuvent et ne peuvent pas être éliminées avec les technologies actuelles, nous devons d'abord comprendre d'où viennent nos émissions.

Nous montrons dans la figure 1.1 la répartition des émissions mondiales des GESs.

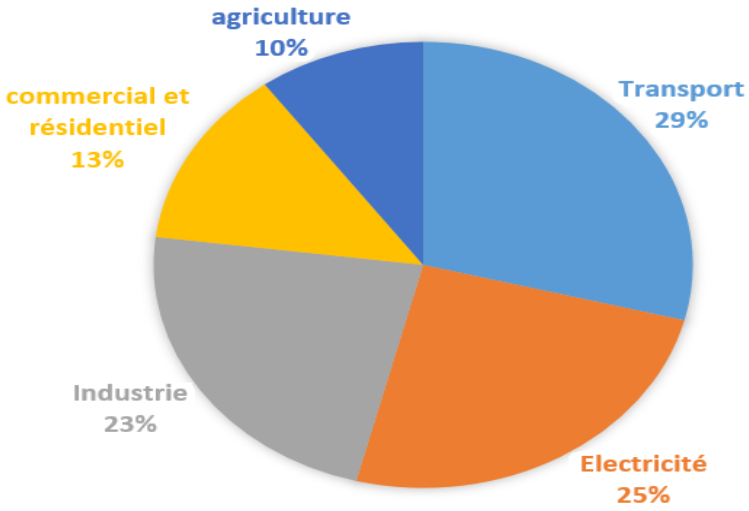


FIGURE 1.1 – Émissions de GES par secteur. Source : EPA

1.2.1 Le transport

Les émissions qui viennent du transport comprennent des émissions directes provenant de la combustion des combustibles fossiles pour alimenter les activités du transport et des émissions indirectes (une quantité d'électricité). Nous notons que les émissions provenant de la fabrication des véhicules où d'autres équipements de transport sont incluses dans le émissions de l'industrie.

Les émissions des GESs dans ce secteur diffèrent d'un mode de transport à l'autre (voir la figure 1.2). Chaque mode a des caractéristiques qui définissent sa part de contribution des émissions. Nous illustrons dans cette section la part de chaque mode.

Transport routier

Selon l'EEA, c'est le mode le plus émetteur des GESs dues à la combustion diesel et d'essence des autobus, camions, voitures...Plusieurs enjeux ont fait du transport routier un mode énergivore. La plus grande partie des émissions provient de l'utilisation des passagers de ce mode de transport (autobus et voitures personnelles par exemple).

Transport aérien

Comme nous le savons tous, le transport aérien est le moyen le plus rapide de transport, et le monde le plus efficace pour les marchandises qui doivent être transportées dans un court laps de temps, comme les médicaments et les fleurs. Cependant, en raison de la combustion du kérosène, ce mode de transport augmentera considérablement les émissions de GES. Les émissions directes de ce modèle sont constituées des émissions émises au décollage et à l'atterrissage, ces dernières représentent une grande partie des émissions totales du vol. Le transport aérien à longue distance est donc recommandé.

Transport maritime

Selon EEA, c'est le modèle le moins polluant d'Europe. Malgré ses caractéristiques de trafic élevé, ce mode de transport connaît une grande croissance au niveau économique. Cette croissance augmentera sa part des émissions des GESs. Cela à cause de l'utilisation des combustibles fossiles, par exemple du fioul lourd et du diesel, qui produisent du dioxyde de carbone (CO2), (SOx), (NOx) et des particules fines (PM).

Transport ferroviaire

Dans ce mode on trouve des émissions des transports ferroviaires des voyageurs et des marchandises. Il se comptabilise comme l'un des modes de transport les moins polluants. Cependant, ce mode de transport entraînera des émissions de GES car l'énergie de traction de ses locomotives est principalement du gazole. Dans ce mode, les émissions proviennent de l'éclairage, la climatisation, le chauffage... qui sont considérés comme des émissions indirectes.

Nous montrons dans la figure 1.2 le pourcentage des émissions de chaque mode de transport.

1.2.2 Production d'électricité

La production d'électricité nécessite la combustion par exemple du charbon, du gaz naturel et du mazout. Généralement l'utilisation du charbon est la plus courante, notamment en Chine et en Inde. Ce type des centrales électriques basé sur le charbon produit 40 % de l'électricité dans le monde. Cependant, comparé à d'autres combustibles, le charbon est la principale source d'émissions de CO2. En effet, la production d'un kilowattheure entrainera l'émission de 950 grammes de dioxyde de carbone (CO2). Nous notons qu'il y a d'autres sources d'électricité telles que les centrales solaires, nucléaires, hydroélectriques,... qui respectent plus les aspects environnementaux.

1.2.3 Secteur industriel

Dans ce secteur les émissions proviennent généralement de la transformation des matériaux spécialement entre les trois états ; solide, liquide et gazeux. De plus, rejeter

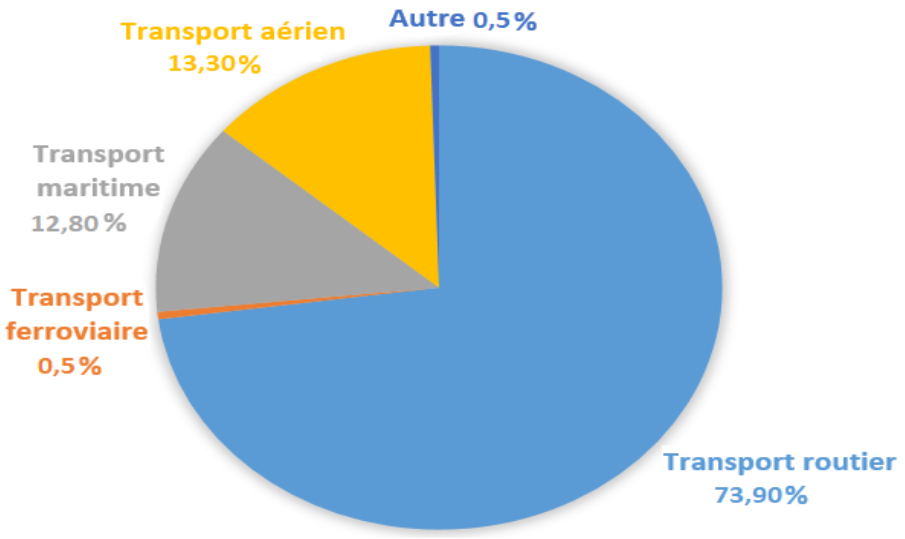


FIGURE 1.2 – Émissions de gaz à effet de serre par mode. Source : EEA

les déchets par les usines par exemple est une autre cause de ces émissions. Si nous considérons également les émissions indirectes dans ce secteur comme les émissions proviennent de la production d'électricité on peut dire que ce secteur est l'un des secteurs les plus émetteurs des gaz à effet de serre.

1.2.4 Secteur d'agriculture

Les émissions agricoles se caractérisent par l'émission du méthane (CH4) causant un réchauffement plus important que celui de CO2 et de N2O. L'élevage représente une source intéressante des émissions dans ce secteur à cause de la digestion du bétail et la fermentation du fumier animal qui génèrent du méthane, sans ignorer les engrais chimiques en particulier les composés azotés qui produisent des émissions de protoxyde d'azote. De plus, le transport des aliments et les activités agricoles génèrent des émissions indirectes dont le secteur agricole est responsable.

1.2.5 Secteur du bâtiment

Les émissions dégagées par ce secteur partent de la production des bâtiments. Pendant la construction, les émissions libérées de la production d'énergie et de l'exploitation des matériaux utilisés dans le processus (l'électricité et le ciment). Tout au long de la restauration d'un bâtiment, l'utilisation quotidienne des équipements comme le chauffage et la climatisation ont contribué en une grande partie de ces émissions. De plus, la localisation du bâtiment a un impact sur les émissions dues au trafic.

1.3 Logistique verte

1.3.1 Définitions et objectifs

Elles existent dans la littérature des différentes définitions de la logistique verte. Le concept de la logistique verte est introduit par Beaman dans 1980 [3]. Nous citons trois définitions pour mieux illustrer ce concept. Toutes ces définitions mettent en évidence la durabilité environnementale.

Définition 1.3.1.

La définition proposée par Rodrigue, Slack et al. [94] définit la logistique verte en interprétant chaque mot séparément ; le terme logistique est au cœur des systèmes de transport modernes. Ce terme fait référence à un certain degré d'organisation et de contrôle des déplacements des marchandises que seule la technologie moderne peut créer, et donc elle est devenue parmi les développements les plus intéressants dans l'industrie des transports. Le terme "verte" est devenu un mot clé pour toute série de préoccupations environnementales. Il est utilisé pour impliquer la respect de l'environnement. Donc, la logistique verte consiste à organiser le transport de façon à respecter l'environnement.

Définition 1.3.2.

La logistique verte se préoccupe de la production et la distribution des biens en prenant en considération des facteurs environnementaux et sociaux [99].

Définition 1.3.3.

Larsen et al. [100] ont défini la logistique verte comme suite : " Ensemble des efforts effectués pour mesurer et minimiser l'impact environnemental d'une activité logistique, ces activités incluent une conception proactive pour le démontage".

L'idée commune de ces définitions de la logistique verte met l'accent sur la durabilité environnementale. Nous citons parmi les objectifs de la logistique verte :

- Mesurer les émissions des opérations logistiques pour arriver à un point de départ pour envisager des mesures de durabilité et contrôler leurs résultats. L'une des méthodologies les plus répandues pour le calcul de la consommation d'énergie et des émissions de gaz à effet de serre est la norme internationale UNE-EN 16258 :2013.
- Minimiser la pollution de l'air, du sol, de l'eau et du bruit par une analyse de l'impact de chaque zone logistique, notamment celles liées au transport.
- La conception des produits et de leur emballage pour minimiser leur impact environnemental.

Le cadre de la logistique verte comprend les composantes suivantes (voir la figure 1.3) :

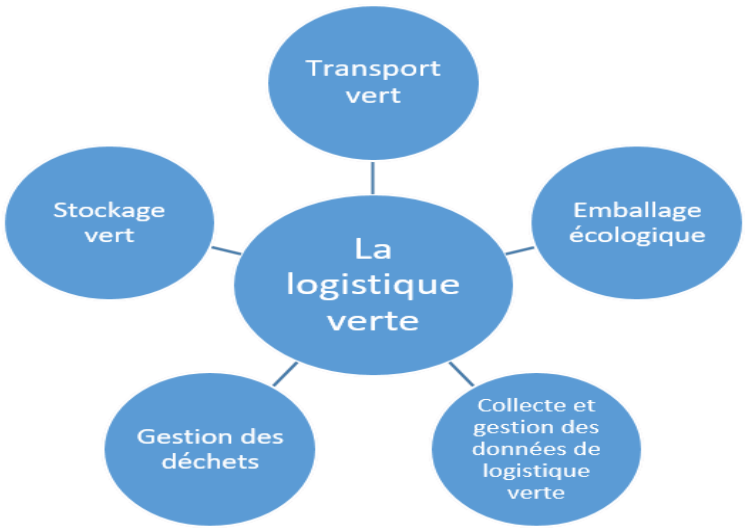


FIGURE 1.3 – Le cadre du système de la logistique verte [107]

- Le transport vert, qui a un impact significatif sur l'environnement. Il est considéré une activité logistique majeure et donc parmi les composantes principales de la logistique verte.
- Le stockage vert est basé sur toutes les pratiques qui respectent l'environnement et qui mises en œuvre dans la zone de stockage pour protéger l'environnement.
- L'emballage écologique moderne au niveau des entreprises est un processus très important avant que les produits entrent sur le marché. Selon Kotler [66], les emballages sont généralement divisés en trois types : les emballages primaires (identification des produits), les emballages secondaires (regroupement d'emballages primaires) et les emballages de transport.
- La collecte et gestion des données de la logistique verte peut non seulement optimiser la gestion des ressources, mais aussi réduire la consommation de carburant et augmenter le profit.
- La gestion des déchets : Beaucoup de déchets sont générées dans la logistique, à titre d'exemple l'entrepôt génère les déchets d'emballage. Si un produit est expiré dans l'entrepôt, il devient parmi les déchets. Dans ce cas, il faut prendre des mesures appropriées en matière de gestion des déchets.

1.3.2 La rétro-logistique

Pour attaquer le défi du changement climatique, la rétro-logistique (nommée aussi logistique inverse ou logistique des retours) peut être une bonne solution par sa fonction de recyclage. Plusieurs définitions de la rétro-logistique ont été proposées par les différents auteurs. Initialement, les définitions sont basées sur la valorisation des produits recyclés en essayant de les réintroduire sur le marché. Mêmes ces définitions sont très conceptuelles, elles introduisent la notion de respect de l'environnement.

– Thierry et al. [108] : La gestion de l'utilisation ou de l'élimination des produits, composants et matériaux qui sont de la responsabilité de l'entreprise de fabrication pour obtenir la valeur économique (et environnementale) maximale lorsque cela est raisonnablement possible, tout en réduisant la quantité finale de déchets

– Beaulieu [4] : Une série d'activités de gestion dont l'objectif est de réintroduire des produits secondaires dans des filières à valeur ajoutée.

– Chouinard [15] : Il s'agit de recycler les biens issus des circuits commerciaux ou des consommateurs eux-mêmes, de les conduire vers une nouvelle étape d'existence, et de les traiter en cherchant à se réinsérer sur le marché. L'objectif est d'assurer la gestion et la planification des activités de collecte, d'évaluation, de classement, de décomposition et de redistribution, ainsi que la gestion des stocks de produits neufs.

Enfin, il est possible d'envisager la retro-logistique comme un complément à la logistique directe, au lieu de la considérer comme l'inverse. L'intérêt de la logistique directe est de satisfaire les clients par des produits et des services qui répondent à leurs attentes. Or, les activités exécutées dans la chaine logistique directe produisent des flux collatéraux.

1.3.3 Logistique verte et transport

Le transport vert a un impact significatif sur l'environnement. Il est considéré comme une activité logistique majeure et donc parmi les composantes principales de la logistique verte. On trouve trois sources principales d'impact des transports sur l'environnement. Ceux-ci sont la construction des infrastructures des réseaux de transport, l'exploitation des véhicules de transport et l'élimination des véhicules de transport et des pièces [116].

Les externalités négatives des transports sont reconnues depuis longtemps. En raison de l'influence de l'environnement naturel, le système logistique est soumis à une pression croissante. À l'échelle mondiale, les transports représentent un quart des émissions totales de dioxyde de carbone en 2016, presque 8 Gt de CO2, une augmentation de 71 % par rapport à 1990 [50]. Parmi eux, les émissions du transport des marchandises représentent 42 % des émissions totales [76, 106], et atteindront 60 % d'ici 2050 [86]. Le développement durable des systèmes de transport et des systèmes logistiques est à l'ordre du jour. Nous illustrons ci-dessous quelques pratiques du transport écologique :

– Le transport en commun :
  Parmi les solutions écologiques les plus efficaces l'utilisation du transport public (transport en commun). Cette solution permet d'apaiser la circulation et d'éviter

la congestion, ainsi réduire l'impact de la circulation sur le réchauffement climatique.

- L'électrification des transports
  Des travaux récents ont montré que l'électrification des transports minimise les émissions des gaz à effet de serre tout au long de leur cycle de vie plus que les autres types des véhicules. Par exemple, selon G. Bieker en 2021 [6] les émissions de gaz à effet de serre des véhicules électrique sont moindre que celles des véhicules à essence aux États-Unis, en Europe, en Chine ou en Inde. Nous notons aussi que l'impact environnemental supplémentaire de la fabrication des véhicules électriques s'amortit après avoir parcouru moins de 30 000 Km [46].

- Choix multimodal :
  L'utilisation du choix multimodal est une solution très pratique pour réduire d'une par le coût de transport et d'autre part les émissions de CO2. Pour ces raisons les entreprises préfèrent d'utiliser le transport multimodal pour livrer les produits. Habituellement, les entreprises transfèrent les marchandises des camions aux trains s'il existe des chemins de fer convenables. Selon un rapport de "The American Trucking Associations (ATA)", l'efficacité environnementale du transport ferroviaire est supérieure à celle du transport par camion. Chaque année, le transport par camion, qui représente près de 70 %, utilise au moins trois fois plus d'énergie par tonne transportée que le transport par train [107].

- Le transport actif :
  Désigne principalement la marche et l'utilisation des bicyclettes, trottinettes, planche à roulettes. Ils sont des moyen de transport plus écologiques et très efficace sur les courtes distances.

- Consolidation de fret :
  Il s'agit d'une clé pour les entreprises qui travaillent avec des fournisseurs pour livrer des produits configurés dans les installations de l'entreprise. La création d'un centre de distribution est la meilleure méthode pour les entreprises d'opérer avec les fournisseurs. L'entreprise expédie les produits d'un ensemble de points de vente à un centre de distribution au lieu de demander à chaque fournisseur d'approvisionner chaque magasin. Dans un centre de distribution, tous les produits seront distribués dans les différents magasins. Par conséquent, d'une part, l'entreprise minimise le nombre des trajets de livraisons. D'autre part, l'entreprise peut atteindre une efficacité maximale dans les plus brefs délais. Finalement, avec moins des trajets de livraison et moins de camions livrant des marchandises aux magasins, l'entreprise contribue à protéger l'environnement.

- Véhicules propres/efficacité énergétique :
  Le concept de véhicules commerciaux propres assure que les véhicules ne libèrent

pas de fluides tels que le pétrole et le gaz naturel. Un plan d'entretien approprié est très important pour aider à maintenir le véhicule dans un état efficace et pour contrôler et réduire les émissions du véhicule. De plus, les entreprises minimisent les coûts d'exploitation et réduisent les dommages causés à l'environnement.

- Réutilisation des palettes et conteneurs :
  Réutiliser les palettes et les conteneurs peut minimiser les déchets et protèger les ressources naturelles. Par l'utilisation des palettes en plastique au lieu du bois et la génération d'un système d'évaluation de reconditionnement des palettes et des conteneurs, la contamination est évidemment réduite. Au contraire, les jeter génère beaucoup de déchets et aura un impact très négatif sur l'environnement.

- Standardisation de la taille des camions :
  Standardiser la taille des camions permet aux entreprises de planifier et d'optimiser le transport de marchandises. Récemment dans plusieurs pays, la standardisation est utilisée de manière intensive, et dans d'autre, il reste un défi pour de nombreuses entreprises.

En utilisant des pratiques de transport écologiques, nous pouvons non seulement générer des réductions du coût et de congestion, mais également protéger l'environnement en minimisant les émissions. Cependant, les entreprises exerçant des activités de transport vert visent principalement à réduire les coûts d'exploitation.

1.4 Les véhicules électriques, un moyen de transport au service de l'écologie

Les véhicules électriques fonctionnent avec des moteurs électriques, qui sont alimentés par des accumulateurs de stockage d'énergie (c'est-à-dire, des batteries). Donc, il est nécessaire de recharger à chaque fois la batterie pour assurer le roulement du véhicule électrique. De plus, il est à noter que l'accumulateur permet de parcourir un certain nombre de kilomètres en fonction de l'autonomie du véhicule. Cependant, l'opération de recharger les batteries peut nécessiter plus ou moins de temps, suivant la puissance fournit par la source de l'énergie. Ainsi, ce temps de recharge peut être rapide (environ 30 minutes) ou il peut prendre des heures (jusqu'à 8 heures), selon le type des batteries et les types des véhicules. Dans la section suivante, nous présentons une classification des différents types des véhicules électriques, en commentant leurs principales caractéristiques.

1.4.1 Types des véhicules électriques

De nos jours, nous pouvons rencontrer des différents types des véhicules électriques. En général, ils sont triés en cinq types (voir figure 1.4) :

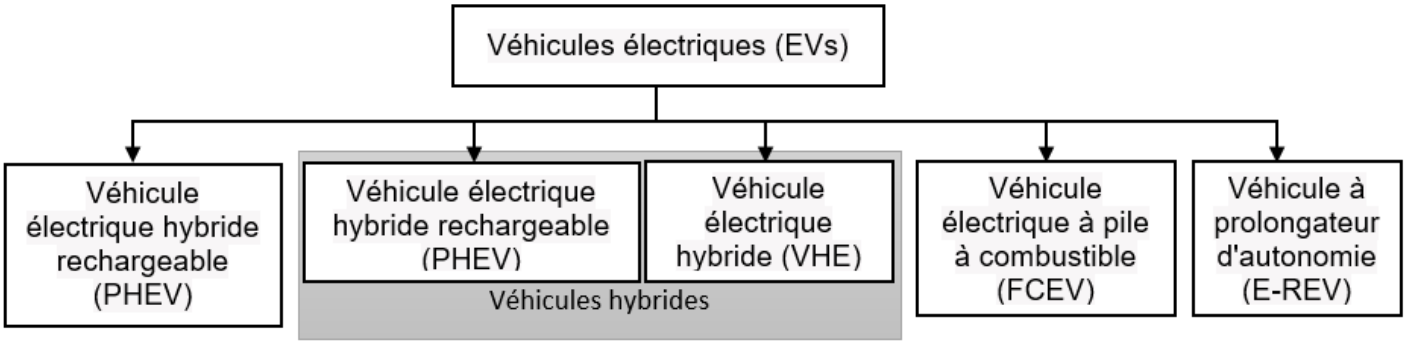


FIGURE 1.4 – Classification des véhicules électriques

Véhicule électrique à batterie (BEV)

Le véhicule est alimenté à 100% par l'énergie électrique. Le BEV n'a pas de moteur à combustion interne et n'utilise aucun type de carburant liquide, il fonctionne grâce à un moteur électrique. Les BEV utilisent généralement de gros blocs-batteries afin de fournir une autonomie acceptable pour le véhicule. Ce type des véhicules est 100% sans émissions. Parmi les véhicules électriques de ce type de technologie on trouve : CITIGO (2019), VW ID (2020) et SEAT el-Born (2020).

Véhicule électrique hybride rechargeable (PHEV)

Les véhicules hybrides sont propulsés par un moteur à carburant traditionnel et un moteur électrique chargé par une source électrique externe. Un véhicule hybride rechargeable peut stocker suffisamment d'énergie électrique pour réduire considérablement leur consommation du carburant dans des conditions de conduite normales.

Véhicules électriques hybrides (HEV)

Véhicule électrique hybride (HEV) : Les véhicules hybrides sont composés d'une combinaison d'un moteur à combustion traditionnel et d'un moteur électrique. La différence entre ce type des véhicules HEV et les véhicules électriques hybrides rechargeables (PHEV) est que le premier type HEV ne peut pas être connecté à une source d'énergie externe. En effet, la batterie interne du véhicule qui fournit l'énergie électrique au moteur est rechargée à partir de l'énergie générée par le moteur thermique dans le véhicule. Dans les modèles récents, les batteries peuvent également être chargées avec l'énergie générée lors du freinage du véhicule par une transformation de l'énergie cinétique en énergie électrique.

Véhicules électrique à pile à combustible (FCEV)

Les véhicules sont équipés et fonctionne uniquement avec un moteur électrique. Par rapport au véhicule BEV, ce type utilise un mélange d'hydrogène comprimé et d'oxygène extrait de l'air, l'eau étant le seul déchet résultant de ce processus. Tout comme BEV, ces types de véhicules FCEV sont 100% sans émissions "zéro émission". Le Hyundai Nexo FCEV est un exemple de ce type des véhicules,

Véhicule à prolongateur d'autonomie (E-REV)

Ce type des véhicules est similaire à celui de la catégorie BEV. Il est équipé par un moteur à combustion, son rôle est de recharger la batterie du véhicule s'il y a un manque d'énergie électrique. Ce type de moteur n'est pas utilisable pour propulser le véhicule comme le HEV et le PHEV (n'est pas relié aux roues) mais utilisé pour la recharge uniquement. Parmi les exemples de cette technologie on trouve la BMW i3.

1.4.2 Mode de recharge des véhicules électriques

Il existe trois modes courants pour recharger un véhicule électrique :

- Recharge par prise - AC et DC ;
- Echange de batterie ;
- Recharge inductive - Statique et dynamique.

L'emplacement physique des composants nécessaires pour convertir la puissance fournie par le réseau dans la batterie du véhicule peut être divisé en chargeurs embarqués et chargeurs hors-bord. Le premier type est situé dans le véhicule, limité par l'espace disponible dans le véhicule. Le deuxième type est situé à l'extérieur du véhicule et dans ce cas une plus grande flexibilité en termes de puissance pouvant être transférée. Les deux types d'équipements de recharge doivent contenir des circuits de commande et communiquer avec la batterie du véhicule en temps réel. Cela garantit que la batterie est dans le meilleur état de charge et d'éviter d'endommager la batterie en raison d'une surcharge. Nous notons que la recharge AC utilise un chargeur situé à l'intérieur du véhicule (chargeur embarqué), tandis que la recharge DC et l'échange de la batterie utilisent un chargeur à l'extérieur du véhicule. Dans le cas de la recharge sans fil (par induction), une combinaison des deux types est requise.

Recharge par prise - AC et DC

Charger un véhicule électrique via une prise signifie l'utilisation d'un câble pour connecter le véhicule avec la source d'énergie. Contrairement au véhicule thermique qui se recharge pendant quelques minutes, le véhicule électrique nécessite une longue

durée pour atteindre la recharge maximale de la batterie. Et on distingue entre deux catégories de bornes pour recharger un véhicule : la borne en courant alternatif (AC) et la borne en courant continu (DC).

- **Recharge par prise en AC** : C'est la méthode de recharge la plus courante pour les véhicules électriques. Au cours de la recharge d'un véhicule avec la borne AC, le courant est converti dans le véhicule avant d'arriver à la batterie. La durée de recharge dans ce cas dépend de la puissance de la source et de la puissance du chargeur embarqué pour convertir le courant en courant continu.
- **Recharge par prise en DC** : La borne de recharge rapide pour les véhicules électriques convertit le courant à l'extérieur du véhicule. Une fois la conversion terminée, le courant passe directement à la batterie. Ce type de borne de recharge nécessite une grande intensité (environ 125 A). Par conséquent, son coût (production, installation et exploitation) est très élevé, ce qui entraîne un taux de charge plus élevé.

Nous pouvons aussi distinguer entre trois types de recharge des véhicules électriques selon la durée et la puissance de la recharge délivrée.

- **Recharge lente** : La durée pour recharger une batterie est importante (nécessite 8 heures en moyenne). Pour utiliser ce type de recharge, l'utilisateur n'a pas besoin de recourir à des appareils électriques adaptés puisque ce type est normal (16 A). Principalement la batterie est rechargée dans ce type dans le temps d'arrêt du véhicule ou pendant la nuit.
- **Recharge semi-lente** : La durée pour recharger un véhicule électrique de 22 kW/h est entre 1 et 4 heures. La borne qui fournit ce type de recharge est la plus courante dans les espaces publics tels que les parkings, les supermarchés ...
- **Recharge rapide** : La borne qui fournit ce type de recharge se caractérise par une puissance élevée (peut arriver à 50 kW). La durée de recharge d'une batterie de véhicule de 22 kW/h est environ de 30 minutes. Ce type des bornes de recharge nécessite l'installation dans une zone spécifique due à leur puissance élevée.

Recharge inductive - statique et dynamique

Ce mode de recharge est basé sur la résonance magnétique pour transférer l'énergie entre deux objets sans contact (le chargeur et la batterie). Cette technologie assure l'obtention d'une transformation énergétique très efficace. Comme dans la recharge sans contact le véhicule peut se recharger en mouvement ce qui permet d'avoir des batteries de petite taille, ainsi améliorer l'autonomie des batteries. Et puisque la batterie est le principal contributeur au coût d'un véhicule électrique, donc ce type est une solution plus économique, plus sûr et plus durablement développé.

- **Le cas statique** :
  L'idée principale de la charge inductive est basée sur deux bobines connectées électromagnétiquement. La première bobine est installée sur la route et liée à

un onduleur installé à côté de la route. La deuxième bobine est placée sur les véhicules. L'onduleur convertit le courant alternatif à une fréquence de 60 Hz en un courant de 260 A à une fréquence 20 kHz (haute fréquence). Ensuite, les bobines génèrent un champ magnétique pour fournir au véhicule l'énergie nécessaire. La bobine du véhicule convertit ce courant alternatif haute fréquence en un courant continu et par un chargeur embarqué la batterie du véhicule électrique se recharge.

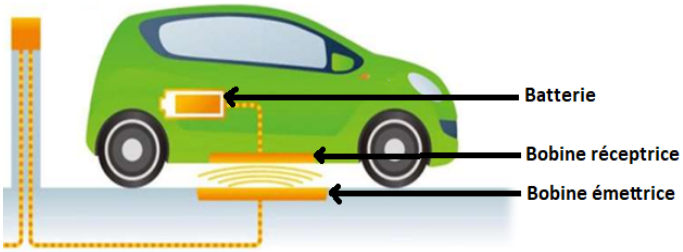


FIGURE 1.5 – Représentation de la recharge par induction statique

– **Le cas dynamique** :
C'est une autre façon de recharger sans fil un véhicule qui s'appelle la recharge dynamique. Les bobines reliées à l'onduleur qui fournit l'électricité à haute fréquence sont enterrées dans la chaussée, et ne s'activent que si le véhicule sur la bobine. Chaque bobine émet un champ électromagnétique qui est capté par la bobine installé dans le véhicule pour recharger la batterie. Ce dernier type sera le sujet du travail de recherche dans le chapitre suivant.

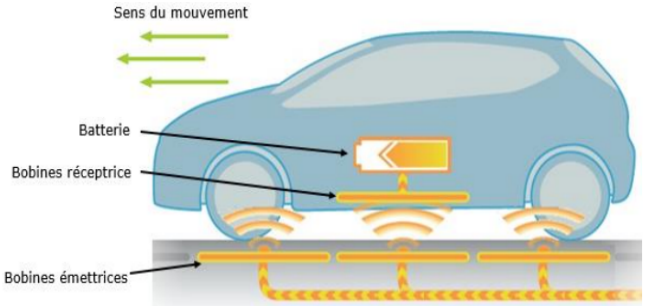


FIGURE 1.6 – Représentation de la recharge par induction dynamique

Échange de batterie

La troisième méthode pour recharger les véhicules électriques est l'échange des batteries. Son fonctionnement est basé sur le remplacement de la batterie épuisée par une batterie complètement chargée. Le processus consiste à conduire le véhicule dans une baie de changement des batteries et un processus automatisé positionne le véhicule, éteindre la batterie et la remplacera par une batterie pleine. Les batteries vides seront

chargées pour un déploiement ultérieur. Le système est basé sur le concept commercial dont l'utilisateur est un propriétaire du véhicule et non des batteries, et avant l'échange de la batterie il faut estimer l'état de la batterie.

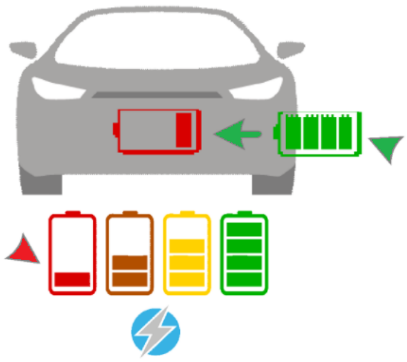


FIGURE 1.7 – Schématisation d'échange de la batterie

Nous notons que cette méthode de recharge des véhicule n'est pas praticable pour les raisons suintes :

- La forme des batteries n'est pas standardisée.
- Le propriétaire du véhicule n'accepte pas de changer sa batterie par une autre batterie externe.

1.4.3 Impact des véhicules électriques sur l'environnement

Le secteur des transports a un rôle particulièrement aggravant en ce qui concerne les émissions de CO2 dans l'atmosphère et l'effet de serre qui en résulte. Le transport routier est responsable de plus de 70% de ces émissions. Plusieurs études ont montré qu'un véhicule électrique a un impact sur l'environnement 2 à 4 fois moins inférieur qu'un véhicule thermique.

Les véhicules électriques contribuent à l'amélioration de la qualité de l'air dans le milieu urbain. Au cours du mouvement, un véhicule électrique ne produit aucune émission de dioxyde de carbone. Cela aboutit à une réduction considérable de la pollution de l'air. Autrement dit ; les véhicules électriques contribuent significativement dans la propreté des rues. L'unique émission possible que nous pouvons trouver dans le secteur des véhicules électriques est la pollution liée à la production de l'énergie électriques nécessaire pour recharger les batteries des véhicules électriques, ce que nous pouvons surmonter par les sources d'énergie écologiques.

La figure 1.8 montre que l'électrification est une solution efficace pour réduire les émissions dans le secteur de transport. En effet, nous pouvons remarquer dans cette étude que les véhicules thermiques ont un impact 2 à 4 fois plus supérieur que la mo-

torisation électrique dans les différents types des véhicules étudiés. [1]

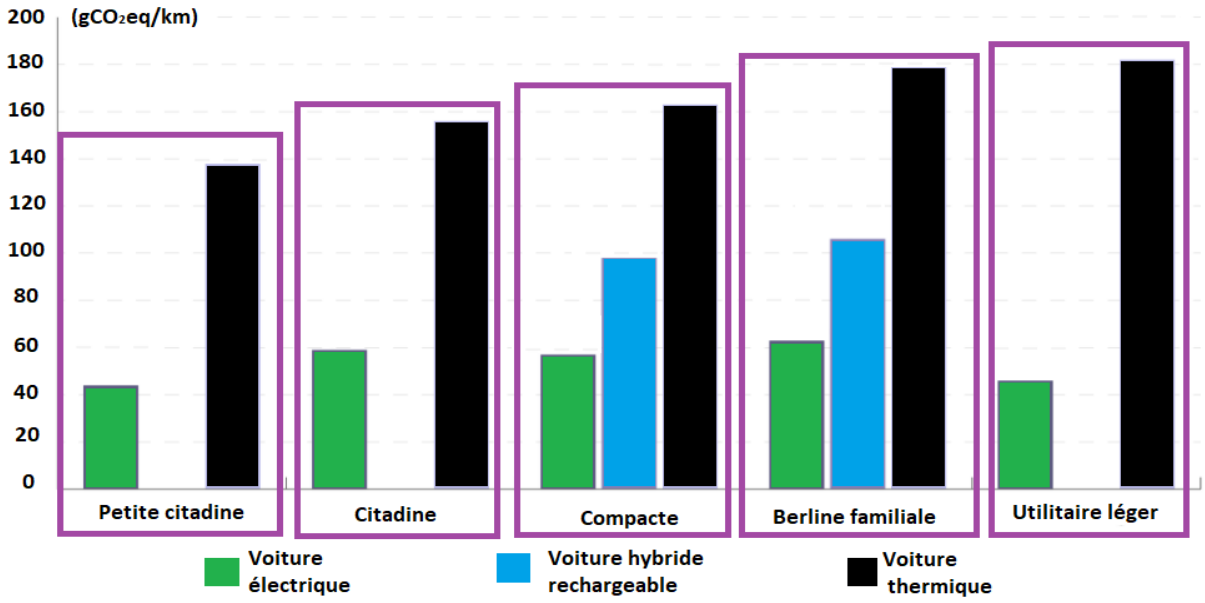


FIGURE 1.8 – Estimations des émissions par motorisation en France (Source : Carbone 4, FNH et ECF)

1.5 La batterie est l'unité principale des véhicules électriques

1.5.1 L'évolution des batteries des véhicules électriques

Une batterie est un ensemble d'accumulateurs électriques, elle a la possibilité de stocker l'énergie électrique de manière réversible (charge/décharge). Le nombre et la façon (en série ou en parallèle) de relier ces accumulateurs déterminent la capacité ou la tension désirée, ce qui établit la durée de temps où les batteries sont capables de fournir un courant donné.

Le premier accumulateur (batterie) était une batterie au plomb, développée en 1859 par le chimiste français Gaston Plant. Le principal avantage de cette batterie est son faible coût ; cependant, sa faible énergie spécifique (20 à 35 Wh/kg) et sa faible cyclabilité (200 à 300 cycles) [60]. Dans les années 1900, les batteries nickel-cadmium (Ni-Cd) ont été développées. Par rapport aux batteries au plomb, cette génération de batteries vendues dans les années 1940 et elle a une meilleure cyclabilité et une énergie spécifique

1. Carbone 4 est le premier cabinet de conseil indépendant spécialisé dans la stratégie bas-carbone et l'adaptation au changement climatique.

plus élevée [60].

En 1988, les batteries nickel-hydrure métallique (Ni-MH), dérivées des batteries nickel-cadmium, ont posé les bases des batteries lithium-ion actuelles en étant composées de deux électrodes intermédiaires. En effet, jusqu'à ce que ce genre de batterie soit inventé, lors du fonctionnement de la batterie, il y avait toujours une "consommation" de l'électrode (par exemple, pendant la décharge de la batterie, elle y a une consommation de l'anode de cadmium dans la batterie nickel-cadmium,). Par rapport au modèle Ni-Cd, la cathode reste inchangée, mais l'anode est désormais en alliage M avec la capacité d'absorber et de désorber l'hydrogène. En general Cet alliage est un composé intermétallique de type LaNi5 ou de type TiNi.

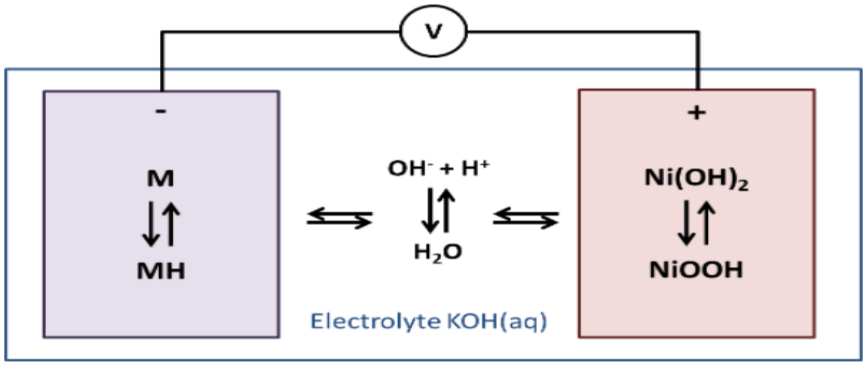


FIGURE 1.9 – schématisation d'une batterie Ni-MH

Même les matériaux d'anode sont très chers et une énergie électrique relativement faible (80 Wh/kg), la batterie nickel-hydrure métallique (Ni-MH) a été utilisé dans la première voiture hybride (Toyota Prius) lancée en 1997 [105].

Par la suite, l'idée de l'utilisation du plus petit métal "le lithium" est apparue, ce qui permet d'augmenter la force électromotrice de la batterie. Ce qui introduit la première batterie au lithium métal dans les années 1970. Ces batteries ont des anodes métalliques au lithium, des cathodes avec des composés intercalants (tels que le bisulfure de molybdène) et des électrolytes organiques contenant des sels de lithium.

Puisque le lithium est un élément qui s'hydrolyse facilement dans d'eau, une solution organique doit être utilisée à la place de l'électrolyte aqueux KOH. Au cours de déchargement de la batterie décharge, les réactions qui se produisent aux électrodes sont :

- Au niveau de l'anode : $Li(s) = Li^+ + e^-$ (oxydation du lithium)
- Aun niveau de la cathode : $xLi^+ + MoS_2(s) + xe^- = MoS_2Li_x(s)$ (réduction des ions Li^+ en atomes Li avec insertion dans le composé d'insertion MoS_2).

Au niveau de l'énergie spécifique de ce type des batteries en comparant avec les modèles précédents, elle a plus que doublé. Cependant, en raison de problèmes de sécurité rencontrés lors de l'utilisation, la production et les ventes ont été arrêtées dans les années 1980. En effet, au niveau du chargement de la batterie, réduction des ions Li+ en atomes Li produit une formation de dendrites dans l'électrode de lithium cours de la charge des batteries (voir Figure 1.10). L'accumulation de ces dendrites parfois touche la cathode, ce qui donne un court-circuit.

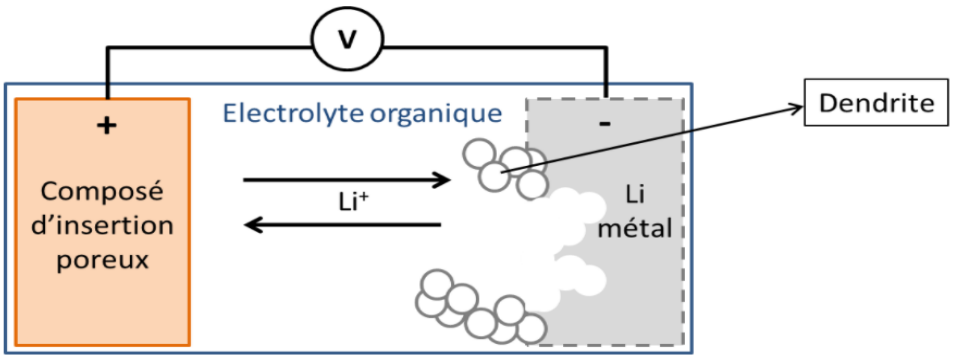


FIGURE 1.10 – Schématisation d'une batterie Li-métal avec la formation de dendrites

Ensuite, cette technologie n'a pas été abandonnée, par contre, deux améliorations ont été proposées pour éviter les problèmes qui en résultent ; la technologie lithium polymère (Li-Po) et lithium ion. Le premier type (Li-Po) prend généralement la même forme que la batterie au lithium métal puisqu'ils ont les mêmes électrodes et anodes. La différence est au niveau de l'électrolyte liquide, changée par l'électrolyte polymère. L'avantage est de limiter la formation de dendrites, mais son inconvénient est qu'il limite le déplacement des ions lithium entre les électrodes, ce qui limite ainsi l'énergie spécifique de la batterie. La technologie de lithium ion permet de surmonter ce défi. Nous notons que la majorité des modèles actuels dans le marché sont basés sur la technologie lithium ion.

La recherche sur les batteries lithium-ion a commencé dans les années 1980 et a conduit à la première commercialisation de Sony en 1991. Le premier lot de batteries lithium-ion avait des cathodes en oxyde de cobalt lithium-ion de type LiCoO2 (LCO) [82], permettant le processus d'insertion/désinsertion du lithium, et des anodes en graphite permettent d'intercaler le lithium et l'électrolyte comme une solution organique avec des sels de lithium (comme LiPF6). Il est utilisé pour transférer des éléments entre les électrodes. Le lithium dans le graphite de l'anode se transforme dans l'oxyde de cobalt. Lorsque aucun ion lithium ne peut circuler, on dit que la batterie est déchargée. Charger une batterie consiste à inverser la polarité des électrodes pour forcer le lithium à se déplacer vers l'anode. La figure 1.11 illustre la décharge et la charge des batteries lithium-ion

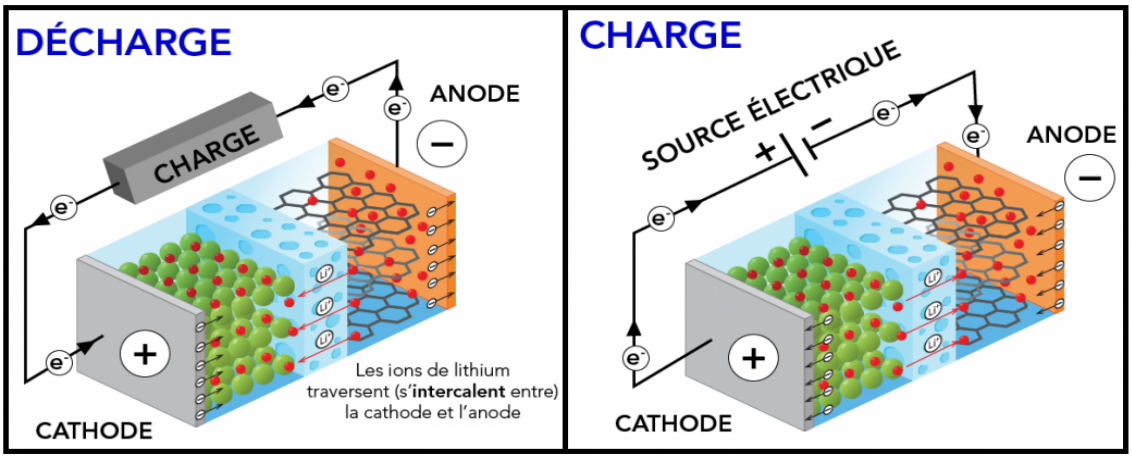


FIGURE 1.11 – Schématisation de la charge et la décharge d'une batterie lithium ion

Les réactions au niveau de l'anode et la cathode lorsque la batterie se décharge sont les suivants :

- Anode : $LiC_6 = 6C + Li^+ + e^-$ (le lithium métal piégé dans le graphite est oxydé en ion Li+, qui passe dans l'électrolyte).
- Cathode : $Li_{1-x}CoO_2 + xLi^+ + xe^- = LiCoO_2$ (les ions lithium sont réduits en atomes de lithium et viennent s'insérer dans l'oxyde mixte).

Matériaux de cathode

Le cobalt est un élément métallique assez cher et toxique, ce qui nécessite d'essayer de limiter l'utilisation de cet élément dans les batteries par le développement de la cathode LiNiO2 (LNO) [95] et LiMnO2 [2] ou LiMn2O4 (LMO). Malheureusement, ce système présente des inconvénients majeurs. Les cathodes en oxyde de nickel sont instables et présentent des problèmes (surchauffe) ; et en général, les batteries utilisent des cathodes en oxyde de manganèse ont une énergie spécifique faible.

Afin d'obtenir des cathodes stables tout en gardant les bonnes caractéristiques énergétiques, elles sont composées d'oxydes mixtes. Comme exemple un oxyde mixte d'aluminium, de nickel et de cobalt (NCA) [13]. Cette cathode disponible dans le commerce a de bonnes performances, mais la plus largement utilisée est l'oxyde (NMC) [101]. La catégorie NMC se compose d'un groupe d'oxydes dont le rapport peut être modifié pour atteindre un bon équilibre entre stabilité et puissance.

Avec ce type de système, des électrodes LiFePO4 (LFP) avec des structures de type olivine ont commencé à améliorer. Même des caractéristiques des autres matériaux décrits précédemment sont mieux, cette formulation assure toujours à la batterie une bonne stabilité thermique [111] et de bonnes performances "cyclabilité".

Matériaux de l'anode

Au niveau de l'anode, de même il y a aussi beaucoup d'efforts de recherche pour améliorer la capacité des batteries en modifiant les matériaux anodiques (principalement du graphite). Ces matériaux permettent la lithiation et la délithiation avec le moins de changement de volume possible. L'un des matériaux considéré est l'oxyde de titane lithié avec une formule moléculaire de Li4Ti5O12 (LTO), qui a un changement de volume juste de 0,2% après avoir été complètement chargé ; on note que dans l'état d'une charge complète le volume d'une anode en graphite change de 10% et pour une anode en silicium change de 270 %[88]. Le coût élevé du titane limite l'utilisation à une grande échelle.

1.5.2 Différents types de batteries pour les véhicules électriques

cent-soixante ans après que Gaston Plante ait inventé les batteries rechargeables au plomb, la technologie de stockage électrochimique de l'énergie a fait de grands progrès. Le but par la suite est de trouver une meilleur combinaison entre les différentes paramètres : le poids, la charge spécifique, le coût, la durée de vie de la batterie et l'empreinte environnementale (lors du recyclage). Ce qui aboutit aux différents types des batteries suivants :

Batterie au plomb

Les batteries au plomb ont été inventées en 1859 et occupent toujours une place dans plusieurs véhicules (thermiques ou électriques). En 1899, La " Jamais Contente " est le premier véhicule automobile équipé des batteries au plomb a dépassé le cap des 100 km/h. Actuellement cette technologie dans les batteries n'est plus utilisé pour la traction. Elle alimente les circuits électriques des accessoires ou des appareils spécifiques.

Ce type des batteries a une énergie spécifique limitée même son poids est assez grand. C'est la raison principale qui a accéléré le remplacement de ce type par d'autres technologies performantes.

Batterie Nickel-Cadmium

Dans les années 1990, c'est le type des batteries les plus utilisés due à une charge spécifique élevée et une durée de vie de 500 à 1000 cycles [44]. Cependant, ils sont affectés par les effets mémoire, qui est parmi les phénomènes physiques qui peuvent altérer la performance de la batterie en cas de cycle partiel. Les batteries nickel-cadmium ont été utilisées dans la production des véhicules électriques dans la même période et elles sont désormais interdites en raison de la toxicité du cadmium.

Batterie Nickel-Métal Hydrures

Dans ce type des batteries, un alliage qui stocke l'hydrogène est utilisé pour les anodes à la place du cadmium [75], et puisque ce type des batteries ne contiennent pas des métaux lourds et toxiques et il possède une technologie comparable à celle de du nickel-cadmium, il a connu un succès plus durable. Il a le même principe qu'un accumulateur de pile (rechargeable). Ce type présente une énergie spécifique plus grande de 30 % par rapport à l'accumulateur NiCd (Nickel-Cadmium). Pour cette raison, il domine le marché dans les années 2000 jusqu'à l'apparition des batteries lithium-ion.

Batterie lithium-ion

Cette batterie utilise comme électrolyte, un sel de lithium qui fournit les ions nécessaires à la réaction électrochimique réversible qui a lieu entre la cathode et l'anode. Les batteries lithium-ion ont été développées au début des années 1990 et sont progressivement devenues une technologie de base dans les domaines du transport. En raison de sa longue durée de vie, il assure une énergie spécifique plus élevée que toutes les autres technologies concurrentes et n'a pas d'effet de mémoire.

D'autre part, il nécessite un emballage approprié et un contrôle précis de la charge, en général garantit par des circuits électroniques dédiés. Renault utilise les batteries lithium-ion pour ZOE et dans d'autres véhicules électriques de sa série. Le groupe s'engage également à inscrire ses batteries dans un plan d'économie cherchant à maximiser leur durée de vie.

1.5.3 Batterie des véhicules électriques : caractéristiques

Comme la batterie et un élément clé des véhicules électriques, elle a un impact direct sur la performance, notamment l'autonomie, et aujourd'hui considéré l'obstacle principal limitant le rapport autonomie/coût d'un véhicule électrique.

Puisque l'objectif de la batterie est de stocker autant d'énergie que possible et d'effectuer un nombre maximal de cycle (décharge/charge), il faut bien profiter de la technologie sur laquelle la batterie est basée.

La technologie utilisée est en fonction des caractéristiques suivantes :

- La capacité (kWh) : la capacité de la batterie indique la quantité maximale d'énergie qui peut être extraite de la batterie. Cette quantité peut être exprimée en ampère-heure (Ah) ou en watt-heure (Wh) (généralement utilisé pour les véhicules électriques). Nous notons que la capacité est un aspect critique, car elle a un impact direct sur l'autonomie. Le tableau 1.1 illustre les différentes données des capacités de la batterie des véhicules électriques.
- Le poids (kg) : dans ce cas on parle de l'énergie spécifique ; l'énergie qu'une batterie peut fournir par unité de masse (Wh/kg). L'obtention de la plus grande valeur est un autre aspect très important dans le développement des batteries.

TABLE 1.1 – Capacités de la batterie des différents véhicules électriques[97]

Véhicule	Année	Capacité (kWh)
Audi duo	1983	8
Volkswagen Jetta citySTROMer	1985	17.3
Volkswagen Golf	1987	8
General Motors EV1	1999	18.7
Tesla Roadster	2006	53
Smart ed	2007	13.2
Mitsubishi i-MiEV	2009	16
Mercedes-Benz SLS AMG E-Drive	2010	60
Tata Indica Vista EV	2010	26.5
Tesla Roadster	2010	53
BYD e6	2011	60
Mia electric	2011	8.12
Mitsubishi i-MiEV	2011	10.5
Renault Fluence Z.E	2011	22
Chevrolet Spark EV	2012	21.3
Ford Focus Electric	2012	23
Renault Zoe	2012	22
Tesla Model S	2012	40, 60, 85
BYD e6	2013	64
Tesla Roadster	2014	80
Tesla Model S	2015	70, 90
BYD e6	2016	82
Renault Zoe	2016	41
Tesla Model 3	2016	50, 75
Tesla Model X	2016	90, 100
Jaguar I-Pace	2017	90
Tesla Model S	2017	75, 100
Audi e-tron	2018	95
Renault ZOE 2	2018	60
Renault ZOE 2 rs	2018	100
Tesla Model 3	2018	70, 90
Mercedes-Benz EQ	2019	70
Volvo 40 series	2019	100
Audi e-tron	2020	95
Mercedes EQC	2020	93
Peugeot e-208	2020	50
Volkswagen ID.3	2021	77
Ford Mustang Mach-E	2021	99
Tesla Roaster	2022	200

TABLE 1.2 – Les caractéristiques des différents technologies des batteries[97]

Type	Energie spécifique en Wh/kg	Durée de vie	Température de fonctionnement (řC)
Batterie au Plomb	30-60	500 à 800 cycles	-20 à 45
Ni-Cd et dérivés (Ni-Fe ; Ni-Zn)	60-80	2000 cycles	0 à 50
Nickel-Métal Hydrure	60-120	500 cycles	0 à 50
Les batteries au Lithium-Ion	100-225	400 à 3000 cycles	-20 à 60

- Le cycle de charge : Un cycle de charge est terminé lorsque la batterie a été utilisée ou chargée à 100%.
- Le coût de la technologie.

Tous ces paramètres peuvent changer considérablement selon la technologie basée. Les combinaisons préférables sont très chères, les combinaisons les plus abordables sont légèrement moins efficaces.

Dans le tableau 1.2 nous présentons les caractéristiques des différentes technologies utilisées dans les batteries que nous avons expliquées. Un aspect important lors de la comparaison des différentes technologies est leur température de fonctionnement, car elle peut limiter leur adoption.

1.5.4 Batterie électrique : les limites de la physique

Les nouvelles technologies des batteries actuelles sont les résultats des projets dont le point initial du développement est avant 150 ans minimum. Ils offrent plusieurs avantages : émissions de gaz à effet de serre extrêmement faibles lors de la conduite, absence de bruit et récupération d'énergie au freinage. Cependant, l'autonomie de la batterie, le temps de recharge, la sécurité et le coût de la technologie sont les défis principaux de ces technologies actuellement. La raison étant que la physique limite les possibilités d'innovation. C'est pour cela il ne faudrait pas se focaliser sur l'amélioration des batteries uniquement, étudier l'infrastructure de recharge des véhicule électrique est une solution efficaces pour contourner ces défis.

Chaque défi est en fonction des autres ; par exemple l'augmentation de l'autonomie de la batterie augmente automatiquement d'une part la durée de recharge et d'autre part le coût. Nous notons que, grâce à la fonction de charge rapide (DC) avantageuse, comme le Tesla Model 3, il peut être rechargé immédiatement. Cependant, il est déconseillé d'utiliser principalement la charge rapide pour protéger les batteries des véhicules

électriques.

Il s'agit principalement d'un problème de température. Afin d'atteindre une performance de charge très élevée, beaucoup de chaleur sera libérée. Cela peut être nocif pour chaque cellule de la batterie. Dans le cas où le véhicule roule fréquemment et se recharge principalement via des bornes rapides, la batterie a tendance à surchauffer, ce qui la fait se dégrader prématurément. Dans certains cas, une explosion peut se produire en raison d'une chaleur excessive.

Actuellement, le poids d'une batterie d'un véhicule électrique est en général d'environ 250 à 300 kg. Pour atteindre la même autonomie des véhicules électriques et les véhicules thermiques, le poids de la batterie ne doit pas être inférieur à 1250 kg. Par conséquent, le rapport poids/puissance des batteries de véhicules électriques est très important. En fait, certains véhicules peuvent être équipés de plusieurs batteries pour fournir plus de puissance au véhicule.

Cependant, les batteries sont lourdes, et leur poids aura aussi un effet négatif sur la puissance du véhicule. C'est pourquoi les constructeurs des véhicules électriques essaient de concevoir des véhicules aussi légers que possible. Ce qui nécessite une très bonne étude au niveau de l'infrastructure pour minimiser le maximum possible la capacité des batteries ce qui minimise le poids, le coût des batteries et le temps de recharge, toute en gardant une autonomie acceptable en fonction de l'infrastructure du réseau.

1.6 Le transport urbain : introduction de l'autobus intelligent

L'introduction de l'autobus intelligent permet de fluidifier la circulation dans le milieu urbain, améliorer la sécurité routière et des passagers et la moderniser de la gestion du parc automobile. Nous expliquons par la suite le coté écologique du transport en commun (avantages du transport collectif), et comment fluidifier la circulation en minimisant le temps d'attente dans le réseau des autobus.

1.6.1 Transport collectif écologique

Les transports publics comprennent les autobus, les métros, les trains, les tramways et les autocars (utilisés pour le déplacement interurbains). Ils jouent un rôle clé dans la ville. Indépendamment de la classe sociale et de l'âge, ils assurent une mobilité et favorisent les déplacements des étudiants et des travailleurs. Ils ont également une grande efficacité au niveau économique en contribuant à réduire les embouteillages dans les milieux urbains et à créer des emplois. C'est un facteur clé pour résoudre le problème de la pollution de l'air urbain, tout en participant à l'amélioration de la qualité de vie.

- **L'amélioration de la qualité de l'environnement et la protection des ressources énergétiques**. Les transports en commun participent à réduire la pollution. Par conséquent, les transports publics jouent un rôle crucial dans l'amélioration de la qualité de l'air ; La pollution des autobus est 6 à 18 fois inférieure à celle des voitures. Globalement, les autobus causent moins de 2% des émissions, tandis que les voitures émettent environ la moitié des émissions. Quant au métro, il ne produit aucun gaz polluant car il fonctionne avec l'électricité. Ce qui montre que l'électrification des transports collectif est une solution efficace pour assurer un environnement propre.
- **L'utilisation des transports en commun n'est pas juste écologique. C'est aussi bon pour la santé**. La diminution du volume de la circulation des véhicules, l'amélioration de la qualité de service et l'infrastructure d'un réseau de transport commun peuvent générer des avantages importants pour la santé. Les transports en communs participent pour garantir des villes plus respirables, mais ils peuvent causer beaucoup de problèmes ; le bruit, la pollution... se sont avérés avoir un impact sur la santé des citadins. La pollution de l'air est de plus en plus une préoccupation des gens. Concernant l'impact global de la pollution urbaine, l'INVS estime que l'exposition à vie à la pollution en europe réduira l'espérance de vie d'environ 9,6 mois. 6% des décès seraient dus à la pollution de l'air dont 50% due au transport.

1.6.2 Transport collectif sans temps d'attente

Les transports publics connaissent une renaissance. La croissance régulière des investissements dans les transports publics a considérablement amélioré et étendu les services de transport public, offrant ainsi plus de liberté, de choix, d'opportunités et d'accès. De toute évidence, bien que la performance du système de transport public s'est améliorée, elle doit faire encore de efforts pour répondre à la demande croissante et fournir un système de transport public plus attractif et plus convivial. Le processus de planification des opérations de transport public comprend quatre composantes de base, comme mentionné dans Ceder(2002).

- Conception d'itinéraires de réseau,
- Établissement des horaires,
- Planification des véhicules,
- Horaire de l'équipage.

La conception des lignes dans un réseau est une étape très intéressante dans la planification d'un réseau de transport public. Elle est incluse dans le côté stratégique de la planification. Dans ce travail, nous contribuons par la proposition d'un plan d'installation des segments de recharge dans un réseau des autobus en déterminant les emplacements des émetteurs de l'énergie dans le réseau, et en déterminant la capacité des batteries des autobus qui assure les déplacements des autobus dans le réseau. Ce qui est écologique d'une part et économique d'autre part.

La deuxième composante est la planification des horaires dans un réseau de transport public (inclut dans le côté opérationnelle). Cette composante est très intéressante puisque elle est en relation directement avec la qualité de service dans le réseau ce qui attire les passagers pour utiliser le transport en commun au lieu des véhicules personnelles. Le temps de déplacement est un facteur important dans la décision d'un utilisateur potentiel d'utiliser le transport en commun sur une base régulière, ainsi pour les utilisateurs de transport en commun existants. Dans un grand réseau de transport des autobus, il est extrêmement difficile d'éliminer complètement le temps d'attente. Le temps de trajet pour les usagers du transport en commun se compose des différentes composantes, y compris le temps de marche depuis le point d'origine du passager jusqu'au premier arrêt et du dernier arrêt jusqu'à la destination finale, le temps de trajet à bord du véhicule, le temps d'attente initial et tout temps de transfert d'un service à un autre, si nécessaire. Les origines et les destinations sont reliées par une seule ligne ou par plusieurs lignes avec un certain nombre de points de correspondances. Dans ce cas, les passagers qui souhaitent voyager entre deux points dans le réseau doivent changer la ligne aux points de correspondance. Les transferts des passagers entre les lignes se produisent lorsque deux ou plusieurs lignes de transit se croisent ou se terminent en un point. Des transferts peuvent également avoir lieu entre les lignes qui sont relativement proches les unes des autres et accessibles à pied. Le phénomène de transfert d'un service de transit à un autre impose des temps d'attente de transfert aux passagers. Chaque transfert ajoute un temps de transfert à son temps de trajet en raison de l'attente requise pour le prochain service. Les transferts peuvent également entraîner une correspondance manquée lorsque le passager manque le service correspondant, ce qui entraîne un temps d'attente plus long.

L'importance des composantes du temps de déplacement n'est pas égale pour les usagers du transport en commun et varie d'une personne à l'autre. Le temps d'attente du tranfert est perçu de manière très négative par les utilisateurs qui le considèrent comme un temps perdu incontrôlable et ennuyeux. Le fait est que si le service de transit est raisonnablement fiable, les passagers peuvent réduire l'impact négatif du temps d'attente initial en ajustant plus étroitement leurs arrivées à l'heure. Cependant, le temps d'attente du transfert ne peut pas être estimé et géré par les passagers. S'il existe un grand nombre de ces points de correspondance, un calendrier "parfait" ne peut être obtenu que si le temps d'attente est nul. Pour une bonne mobilité des passagers dans le réseau de transport urbain par autobus,

il est nécessaire d'assurer des possibilités de la correspondance sur les différentes lignes. L'importance des stations de correspondances dans un réseau de transport public est motivée par plusieurs raisons dont l'amélioration des caractéristiques du service du réseau de transport en commun par l'augmentation du nombre des lignes dans le réseau, et l'amélioration de la flexibilité et de l'efficacité opérationnelles du réseau de transport.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné une idée globale sur les sources des émissions des gaz à effet de serre. Nous avons expliqué en détail l'impact du tranport, puisque c'est parmi les sources des émissions les plus importantes, et le secteur sur lequel nous avons focalisé nos travaux. Nous avons aussi mis le point sur la logistique verte, puis plus particulièrement sur les pratiques de la logistique verte dans le transport. Les véhicules électriques sont parmi les solutions efficaces pour avoir un transport écologique, c'est pour cela, nous avons exposé un aperçu sur les véhicules électriques, puis l'impact des véhicules électriques sur l'environnement. Nous avons conclu que le coût élevé de la technologie utilisés pour recharger les véhicules et les limites de la physique au niveau des batteries nécessite une bonne planification.

Nous avons aussi présenté les types des temps d'attente dans un réseau des autobus, et nous avons conclu que le temps d'attente est un facteur d'influence sur la qualité de service. Dans ce sens, nous avons montré l'importance du temps d'attente dans les stations de correspondance qui est un temps incontrôlable par les passagers.

Dans ce contexte, nous étudions dans les deux chapitres suivants, l'installation d'une infrastructure des autobus rechargable par induction, et le traitement du temps d'attente dans les zones de correspondance.

CHAPITRE 2

Conception optimale d'un système de recharge dynamique par induction des véhicules électriques dans un réseau multi-chemin ; modélisation et résolution dans le cas aller-retour

Résumé

Avec l'émergence des problèmes environnementaux, la mise en place des véhicules électriques dans le secteur de transport présente une solution qui répond aux objectifs environnementaux et économiques. Pour cette raison, les véhicules électriques (VE) en particulier, les autobus sont devenus de plus en plus populaires en tant qu'une solution efficace dans le mlieu urbain. La possibilité de recharger les autobus en dehors d'une station de recharge est devenue un problème critique, et cela nécessite un long temps d'attente, avec un risque d'électrocution. L'une des solutions pour éviter ces inconvénients est la recharge par induction électromagnétique. Pour cela, l'apport principal de ce chapitre est de proposer un modèle mathématique qui permet de trouver un compromis entre le coût d'allocation des segments de recharge par induction et le coût de la batterie des véhicules circulant dans ce réseau, tout en assurant un déplacement (aller-retour) entre une origine et une destination sans rupture de charge. Pour montrer l'efficacité de notre modèle mathématique proposé et de la méthode de résolution adaptée, nous avons comparé les résultats que nous avons trouvé avec les résultats trouvés dans la littérature.

2.1 Introduction

Malgré le développement technologique qui apporte de nombreux points positifs dans la vie quotidienne des gens à travers le monde, nous pouvons constater facilement qu'il contribue à l'un des plus grands défis auxquels le monde est confronté aujourd'hui ; l'augmentation des émissions mondiales quotidiennes des gaz à effet de serre. La raison est due à l'augmentation de la quantité d'énergie requise dans le cadre de ce développement technologique. Pour ces raisons et pour profiter de la technologie tout en minimisant ces émissions, des conférences se sont tenues dans plusieurs pays dans le monde pour étudier ce problème et chercher des solutions pour réduire ces émissions de gaz à effet de serre (22th UN Climate Change Conference (COP22) 2016, 25th UN Climate Change Conference (COP25) 2019, Climate Action Summit 2019,...). Parmi les objectifs soulignés dans ces conférences conformément à l'Accord de Paris lors de la COP21 à Paris [93, 28], réduire les émissions de gaz à effet de serre de 45% au cours de la prochaine décennie et zéro émission en 2050. Parmi les sources principales des émissions dans le monde on trouve le secteur du transport (responsable de près d'un quart (29%) des émissions mondiales actuelles [85]). L'agence internationale de l'énergie annonce qu'il y a une possibilité d'augmentation des émissions de gaz à effet de serre dans le secteur de transports de 20% d'ici 2030 et de 50% d'ici 2050 [85]. Pour ces raisons, nous pouvons dire que les véhicules électriques sont l'avenir dans le domaine des transports.

Récemment, de nombreux pays essaient de limiter le réchauffement climatique dû à la concentration croissante de gaz à effet de serre dans l'atmosphère et l'une des principales activités productives est le transport routier. Ils ont commencé à transformer le véhicule conventionnel en un véhicule électrique offrant une solution verte et fiable. Néanmoins, cette solution nécessite une bonne planification en raison du coût élevé de la batterie et de la technologie utilisée. Comme la batterie électrique est l'unité principale des véhicules électriques, le choix de la batterie à utiliser est très important pour réduire l'équation économique[90].

Les avantages environnementaux des véhicules électriques peuvent être compensés par leur vitesse limitée et leur long temps de recharge, même la recharge avec le chargeur le plus rapide nécessite encore au moins 30 minutes [109], la chose qui produit un problème ennuyeux pour les utilisateurs. Afin de remédier à ces inconvénients, la recharge sans fil (par induction) dans le secteur de transport a été introduite ; elle utilise la technologie de la recharge sans contact. La recharge des batteries par induction peut transférer de l'énergie pendant qu'un véhicule est en mouvement, dans ce cas on a pas besoin d'une période de recharge très longue et aussi renforcer l'autonomie des véhicules, donc une diminution significative du prix de la batterie, ainsi la méthode de recharge sans fil élimine le risque d'électrocution. Cette technologie nous permet de dépasser la majorité des problèmes, le grand défi est le coût d'installation de cette technologie dans un réseau de transport ; c'est une technologie assez chère. Dans ce cadre la question po-

sée est de déterminer économiquement comment allouer les émetteurs de puissance sur des itinéraires donnés et comment évaluer la meilleure capacité de batterie des véhicules.

Le travail présenté dans ce chapitre est de minimiser, d'une part, les capacités des batteries utilisées, et d'autre part, d'allouer de manière optimale les émetteurs de puissance inductifs surtout lorsqu'il y a plusieurs itinéraires entre une origine et une destination. Notre équipe a publié un travail dans ce cadre [85], dont l'objectif est d'installer une infrastructure dans le cas de l'origine vers une destination qui garantit à chaque véhicule électrique de se déplacer d'une origine vers une destination dans un réseau composé de plusieurs lignes qui peuvent partager les mêmes arcs sans rester en rupture de charge. Nous citons aussi d'autres travaux par la suite qui traitent cette problématique. Notons que, dans la réalité en générale, chaque véhicule (exemple des autobus) revient à son origine, ce qui implique un aller-retour, donc la possibilité d'utiliser les mêmes onduleurs pour les deux voies de la route et à notre connaissance, ce cas n'a pas encore été étudié dans la littérature. Nous nous basons dans cette étude sur un réseau des autobus qui est un cas très pratique d'une étude d'aller-retour. Notre objectif est de trouver un compromis entre le coût de la batterie (lié à sa capacité), et le coût d'installation des émetteurs de puissance tout en conservant la qualité du routage des véhicules.

Dans ce chapitre, nous commençons d'abord par un aperçu de la littérature autour des différents axes de recherche concernant les VE en général. Ensuite, nous expliquons la technologie de charge sans fil. Puis, nous proposons une modélisation mathématique multi-objectif du problème. Le modèle est validé avec le logiciel CPLEX par des petites instances. Pour les grandes instances, nous étudions un exemple réel qui existe dans la littérature. Comme le problème est NPdifficile, le modèle est validé avec l'optimiseur CPLEX en utilisant des petites instances. Pour les grandes instances, nous traitons un exemple réel existant dans la littérature dont l'objectif est de montrer l'efficacité de notre modélisation. Le problème est plus complexe dans un cas réel c'est pour cela nous avons utilisé une metaheuristique qui donne des solutions dans un temps raisonnable, nous avons adapté la méta-heuristique multi-objectif NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II). Les résultats sont analysés et discutés afin de souligner les avantages de notre modèle. Enfin une conclusion dresse le bilan du chapitre.

2.2 État de l'art

En réponse à la demande croissante d'un transport plus écologiques, les chercheurs ont présenté plusieurs idées et travaux autour des nouveaux systèmes de transport des véhicules il y a plusieurs décennies. Les véhicules électriques dans le secteur de transport sont une solution contre les émissions de gaz à effet de serre, pour cela la majorité de ces travaux est autour des véhicules électriques. L'emplacement optimal des stations de recharge est parmi ces idées ; il est composé de trois types :

– La recharge par prise,

– Le changement de la batteries,
– La recharge par induction.

Le premier type est basé sur le contact entre le véhicule et la source d'énergie électrique. Parmi les premiers travaux de ce type ; pour minimiser la pollution de l'air causée par les scooters à Taiwan, le gouvernement a encouragé par des offres, l'utilisation des scooters électriques. Cependant, leur autonomie limitée est un obstacle devant l'utilisation des scooters électriques. La localisation des bornes de recharge est donc importante pour élargir leur utilisation. Pour cela, Wand ying-wei a présenté une modélisation du problème d'allocation des bornes de recharge dans un réseau de scooters électriques[112]. En 2011, il a proposé une nouvelle version qui attaque le cas d'emplacement économique des stations de recharge basé sur plusieurs paires origine-destination avec des flottes de véhicules différentes déterminés à l'aide d'un programme en nombres entiers mixtes [113]. Un exemple d'une version de la modélisation de Wand ying-wei qui clarifie les avantages de l'installation de plusieurs types de stations de recharge présenté dans [113].

Dans le deuxième type ; lors du changement de la batterie, la batterie vide est remplacée par la batterie chargée dans la station de changement. Le grand problème dans ce type est de décider les emplacements pour installer les stations de chargement. Une suite de l'étude cité dans [112] autour de l'allocation des stations de recharge présenté par Wand ying-wei, ils ont maximisé la durée de vie des batteries en intégrant l'utilisation d'échanges de batteries dans les stations de recharge, il ont proposé une modélisation mathématique qui permet de déterminer une allocation optimale [115]. En 2013, Yang et al. ont proposé une stratégie de localisation des stations d'échange des batteries et un plan de routage d'une flotte des véhicules électriques simultanément sous la limitation de l'autonomie de la batterie. Le problème est formulé sous la forme d'un modèle de programmation en nombres entiers. Une heuristique à quatre phases appelée "sigalns" a été proposée pour résoudre le problème [120]. Une amélioration significative des résultats trouvé par Yang et al a été présentée dans [120]. Zhong et al. ont proposé un modèle de programmation en nombres entiers pour équilibrer entre le coût du détour et le coût total de recharge de la batterie pour surmonter les difficultés dans les stratégies optimales d'échange de batterie pour un grand nombre de véhicule électrique [123]. Comme étude de cas, les auteurs ont exploité le système d'autoroutes de la province du Guangdong, en Chine.
Le dernier type est la recharge électrique sans fil. Nous trouvons dans [52] une description de ce type de recharge. Il existe trois catégories de véhicule électrique à recharge sans fil :

La recharge stationnaire par induction (sans fil) des véhicules électriques ; Ce mode de recharge est similaire à l'utilisation d'un câble de recharge et le véhicule est rechargé quand il est arrêté [117]. Dans [39] on trouve la conception et la mise en œuvre d'un système de charge sans fil stationnaire optimisé de 100 kW pour la recharge des batteries des véhicules électriques.

La recharge sans fil quasi-dynamique (QWC) ; dans laquelle la puissance est transférée lorsqu'un véhicule se déplace lentement ou en mode stop-go [52, 14]. Elle est également effectuée pendant les phases d'arrêt momentané du véhicule (par exemple au feu de signalisation), et c'est le cas qu'on trouve dans [9], cet article a étudié par simulations un système de transfert de puissance pour un système de transfert de puissance sans fil (WPT) quasi-dynamique pour le chargement des batteries des véhicules électriques. Mohamed et al. ont proposé, modélisé et analysé la faisabilité d'installation d'un système de transfert de puissance sans fil aux feux de signalisation pour améliorer l'autonomie et les contraintes du temps [83], un modèle précis a été développé et vérifié expérimentalement. Dans une étude dans [84], Mohrehkesh et al. ont traité le cas des intersections pour charger les batteries via un dispositif de charge sans fil tout en minimisant les délais d'attente.

La recharge par induction dynamique ; dans cette catégorie, la recharge peut être effectuée pendant que le VE est en mouvement à partir des émetteurs installés sur la route à l'aide d'un mécanisme de charge sans contact. Fisher et al. ont clarifié les différentes idées de la technologie de recharge sans fil pour les véhicules électriques existant dans la littérature et ils ont présenté les entreprises qui travaillent sur ce mécanisme de recharge comme ; WiTricity, Qualcomm Halo, Conductix-Wampfler, Bombardier, EV Wireless, Momentum Dynamics, et HEVO Power. Les constructeurs automobiles intéressés par l'adoption de la technologie par exemple ; EVWC technology, Toyota, Mitsubishi, Audi, Nissan, Chevy, BMW, Daimler, Opel, et VW [34]. Récemment, La version commerciale des véhicules électriques à recharge sans fil dynamique est apparue. La première version commerciale nommée On-Line Electric Vehicle (OLEV) a été déployé en 2009 par "the Korea Advanced Institute of Science and Technology" (KAIST), Corée du Sud [1, 36, 64, 104]. Au départ, en 2009 en tant qu'un projet pilote, autour d'un parc (2,2 km) une infrastructure de recharge sans fil installée à Seoul Grand Park. Deux autobus OLEV desservent également comme navettes à Daejeon depuis 2012. En 2013, six autobus (ajoutés deux autobus en 2016) desservent un itinéraire de 35 km a été installée à Gumi City ; l'une des plus grandes villes industrielles de Corée du Sud [57]. OLEV a été classée parmi les " 50 meilleures innovations de l'année " par TIME Magazine en 2010 et comme l'une des "10 meilleures technologies émergentes pour 2013" au Forum économique mondial [53]. Une étude a été réalisée autour de la distance entre les émetteurs et les récepteurs de l'énergie ainsi que le rendement (voir [36]). En 2012, Jang et al. ont travaillé sur l'optimisation de la capacité des batteries utilisées dans le réseau et la location des segments de recharge dans une seule ligne [54]. La méthodologie d'optimisation robuste est ensuite adoptée pour faire face à l'incertitude de la consommation d'énergie et du temps de trajet. Puisque dans les autres travaux on trouve des modèles déterministes dans lesquels l'incertitude de la consommation d'énergie et du temps de trajet est négligée [73]. Ko and Jang ont proposé un modèle mathématique pour allouer de manière optimale l'infrastructure des segments de recharge et la capacité des batteries dans un réseau composé d'une seule ligne, Le modèle concerne spécifiquement la recharge par induction dynamique appliqué au transport des autobus, ils ont proposé

des algorithmes génétiques (AG) comme méthode de résolution pour ce problème [67]. En 2014, Jeong et al. ont présenté le problème de la conception du système OLEV et identifié la relation entre la conception du système OLEV et la durée de vie de la batterie, L'algorithme d'optimisation par essaims de particules (PSO) est mis en œuvre comme approche de résolution [58], en outre Jeong et al. ont analysé les avantages de la recharge dynamique à l'aide d'un modèle d'optimisation mathématique [59]. Xylia et al. ont proposé la structure et l'application d'un modèle développé pour optimiser l'installation d'une infrastructure de recharge des autobus électriques dans le milieu urbain, et ils ont testé le modèle par le réseau des autobus de Stockholm [118]. Dans l'étude de Ko and Oh[68], une technique d'optimisation basée sur un modèle mathématique est adoptée pour déterminer la capacité de la batterie et l'allocation d'une infrastructure de recharge sans fil pour un réseau de tramway électrique à recharge sans fil.

La majorité des recherches sont concentrées sur les problèmes d'allocation optimale des émetteurs de recharge. Bien que ces recherches ont étudié un réseau composé d'une seule ligne ou un réseau dont on trouve des lignes partageant des parties de la route dans le cas d'un déplacement d'une origine vers une destination [85, 86]. Dans ce travail, nous proposons planification stratégique des segments de recharge et des onduleurs dans un réseau composé de plusieurs lignes qui peuvent partager un ensemble d'arcs. Dans notre cas, nous effectuons l'étude sur un aller-retour entre une origine et une destination et en utilisant les mêmes onduleurs pour les deux voies de la route.

2.3 Recharge dynamique sans fil des véhicules électriques

Cette section présente le système de la recharge dynamique sans fil pour les véhicules électriques. Pour bien clarifier ce type de recharge, nous expliquons la première version commerciale nommée On-Line Electric Vehicle (OLEV) développée par l'Institut Supérieur Coréen des Sciences et Technologies(KAIST). Dans ce système, l'infrastructure électrique sans fil installée sous la route charge la flotte d'autobus électriques circulant sur cette route. Cette technologie est innovante en cela, la batterie d'autobus est chargée pendant que l'autobus se déplace sur l'infrastructure. En d'autres termes, la solution développée par KAIST permet le transfert de l'énergie électrique au véhicule dans le réseau tandis que le véhicule est en mouvement. Ce concept a été désigné sous le nom des véhicules électriques à charge dynamique [74]. Chaque transmetteur d'énergie se compose d'un onduleur et des segments de recharge emetteurs (première bobine sur la figure 2.1), qui génère un champ magnétique pour alimenter le véhicule. Le nombre des segments de recharge varie en fonction des besoins en énergie et parfois de l'état de la route. Une fois que la batterie atteint sa capacité maximale, la puissance va directement au moteur. Lorsque le véhicule roule là où aucun segment de recharge n'est installé, le moteur fonctionne à partir de l'énergie stockée dans la batterie.

Les étapes de transformation de l'énergie dans le système de charge sans fil OLEV est les suivantes (voir la figure 2.1) :

- L'onduleur convertit le courant alternatif à une fréquence de 60 Hz en un courant de 260 A à une fréquence 20 kHz.
- Les segments de recharges génèrent un champ magnétique pour fournir au véhicule l'énergie nécessaire.
- Le véhicule reçoit cette énergie par une bobine installée dans le véhicule.

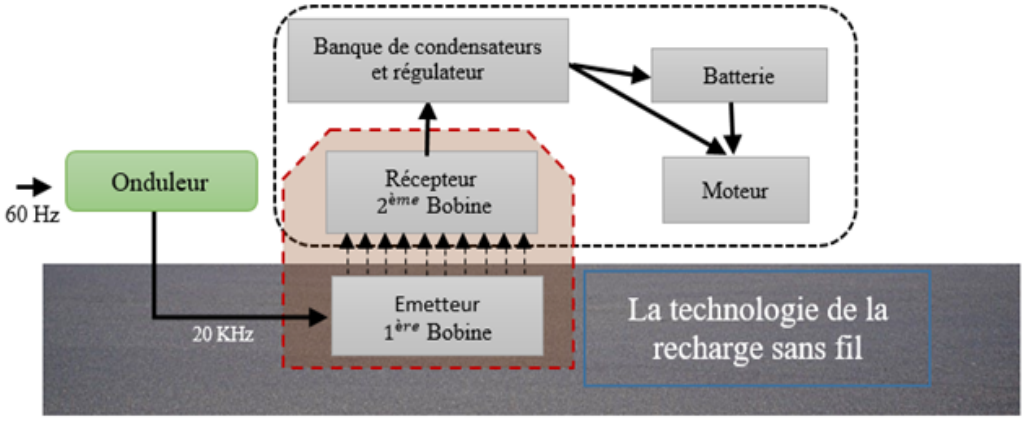


FIGURE 2.1 – Configuration standard du système de charge sans fil des véhicules électriques

Puisque la recharge a lieu pendant que le véhicule est en mouvement, le système élimine le problème majeur des véhicules électriques. Autrement dit ; il n'est pas nécessaire d'arrêter le fonctionnement d'autobus par exemple pour charger la batterie. La ligne électrique du système OLEV est divisée en plusieurs segments de recharge, comme illustré sur la figure 2.2. Pour éviter une alimentation électrique inefficace, l'onduleur ne s'allume que le segment que sur lequel se trouve un véhicule [102], Un capteur détecte l'approche du véhicule, envoie un message à l'onduleur, puis l'onduleur active le segment. Si le véhicule passe au segment suivant, l'onduleur désactive le segment précédent et active le segment suivant (voir la fgigure 2.2). Cette méthode d'opération de segment réduit la perte de l'énergie dans les câbles.

Nous considérons les caractéristiques dynamiques des autobus électriques qui agissant sur ses performances lorsqu'il est en mouvement, pour définir le modèle de la consommation d'énergie à chaque instant t [72].

En générale, la puissance nécessaire $P(t)$ à un instant t est le produit des forces $F(t)$ appliquées au véhicule électrique et sa vitesse $V(t)$. L'objectif principal dans cette modélisation est de comprendre le comportement de recharge de la batterie sur la route. Le taux de recharge est fonction du temps ; par conséquent, il est plus pratique de décrire les variables en fonction du temps plutôt qu'en fonction du déplacement [69].

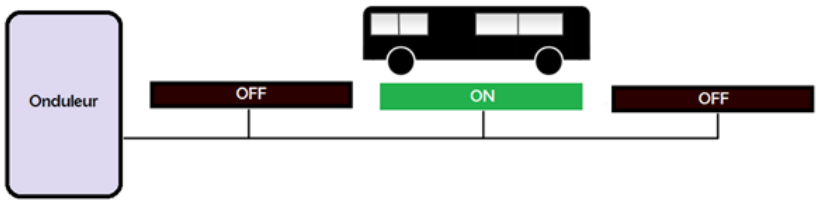


FIGURE 2.2 – Concept de segmentation des lignes électriques

La puissance requise à l'instant t est alors exprimée par :

$$P(t) = F(t) \times V(t)$$

Avec :

$$F(t) = F_1 + F_2 + F_3 + F_4$$

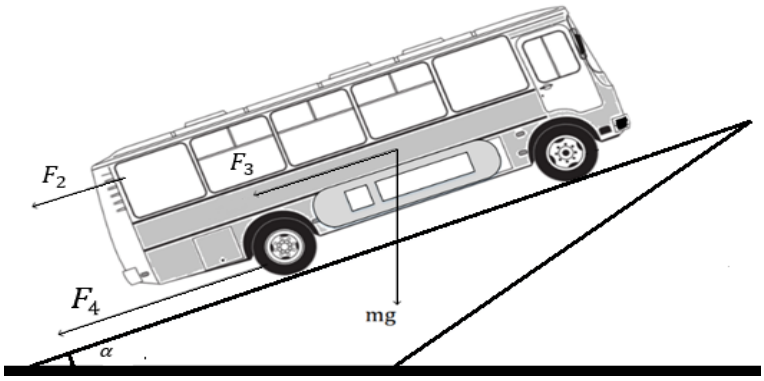


FIGURE 2.3 – Les caractéristiques dynamiques de la recharge électrique sans fil

- $F_1 = \gamma \times m \times a$: exprime le comportement du conducteur par rapport à l'accélération et à la décélération. Où m est la masse du véhicule électrique, a est l'accélération du véhicule, et γ est un coefficient utilisé pour prendre en compte l'inertie de rotation.
- $F_2 = C_x \times A \times 0,5 \times (V + V_a) \times \rho$: exprime la résistance aérodynamique. Où C_x est le coefficient de traînée aérodynamique du véhicule, A est l'aire frontale du véhicule, V est la vitesse de déplacement du véhicule, V_a est la vitesse du vent, ρ est la masse volumique de l'air.
- $F_3 = m \times g \times sin(\alpha)$: exprime la résistance à la pente. Elle est proportionnelle à la masse du véhicule électrique m et g et l'accélération de la pesanteur, et α c'est l'angle de la pente (voir la figure 2.4) et qui détermine le rôle du moteur qui génère l'énergie pour charger la batterie du véhicule dans le cas d'une décente.
- $F_4 = m \times g \times k$: La résistance au roulement est une force résistante au mouvement lorsqu'un corps roule sur une surface. Dans notre cas on parle de la force de

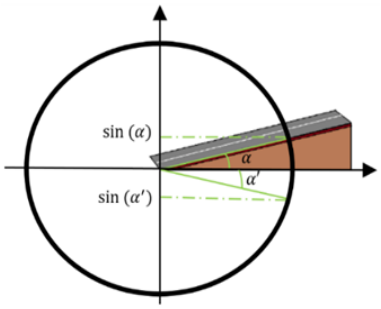


FIGURE 2.4 – Degré d'inclinaison de la route en cas de montée

résistance au roulement des pneus. Elle est liée essentiellement à la déformation du pneu. Où k est le coefficient de résistance au roulement.

La puissance de batterie requise au temps t notée $P_b(t)$: En général, l'électricité de la batterie est servie au moteur électrique à travers plusieurs processus séparés, tels que les engrenages et les contrôleurs, et il y a une dissipation d'énergie supplémentaire sous forme de son, de lumière ou de chaleur. En conséquence, un certain degré de perte d'efficacité est inévitable. La puissance requise instantanée par la batterie est alors décrite comme suit [71] :

$$P_b(t) = \frac{P(t)}{\lambda}$$

Avec λ est la perte d'efficacité.

Exprimons le comportement dynamique de la batterie. Si le véhicule se déplace là où aucun émetteur de puissance n'est installé, le niveau d'énergie dans la batterie sera diminué. Le taux du niveau d'énergie dans la batterie est décrit comme suit :

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

Si le véhicule se déplace là où un émetteur de puissance est installé, la batterie sera rechargé par l'energie fournit par l'émmeteur, et en même temps, une certaine énergie sera consommée par le moteur. Donc, le niveau d'énergie dans la batterie au temps t est exprimé par :

$$\frac{dI(t)}{dt} = \begin{cases} -P_b(t) + P_c & \text{si } I(t) < I_h \\ 0 & \text{si } I(t) = I_h. \end{cases}$$

Avec I_h est la capacité maximale de la batterie.

A partir de de la définition de la puissance requise, on peut remarquer qu'il existe un ensemble des données, qui influencent sur la quantité de l'énergie consommée par le véhicule notamment la masse du véhicule et la pente de la route. Sagaama et al dans [96] ont montré qu'en réalité la consommation est fonction de la masse du véhicule. Nous

trouvons dans [87] un exemple d'étude autour de la relation entre la consommation d'énergie et la pente de la route, comme la montre la figure 2.5 :

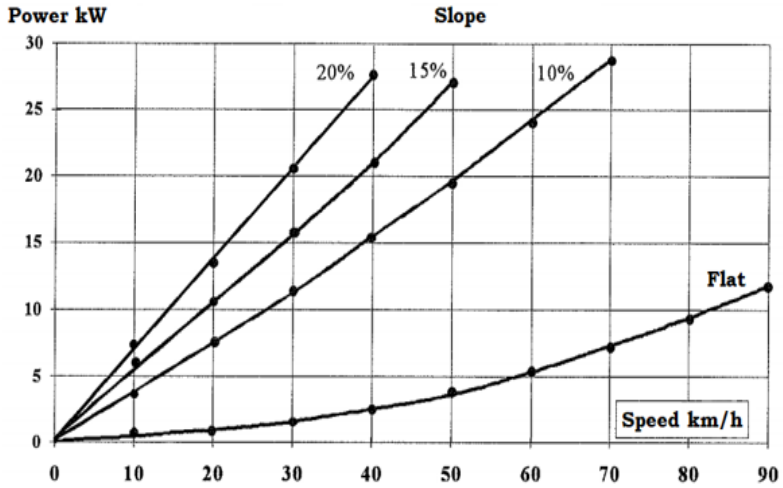


FIGURE 2.5 – Puissance requise pour un véhicule en fonction de la vitesse et de la pente

Nous remarquons que pour une valeur de vitesse fixée l'augmentation du pourcentage de la pente implique une augmentation de la puissance requise. En outre, l'augmentation de la puissance requise par le véhicule implique une augmentation du nombre d'émetteurs dans le réseau ou une augmentation de la capacité de la batterie dans les véhicules. Ce qui explique la relation existe entre les transmetteurs de la puissance et la structure de la route.

2.4 Description du problème

Dans les travaux cités, les auteurs ont travaillé sur l'installation d'une infrastructure dans un réseau composé d'une seule ligne ou de plusieurs lignes. Néanmoins, ils ont étudié juste le cas pour aller d'une origine à une destination, c'est-à-dire trouver une allocation optimale des émetteurs de puissance dans le réseau qui permet à chaque autobus de se déplacer de l'origine vers la destination via toutes les lignes du réseau. Cas de plusieurs lignes montré dans la figure 2.6.

En réalité, La majorité des autobus dans le réseau retournent à l'origine (départ) en utilisant la deuxième voie (destination vers l'origine) pour recommencer à nouveau un autre déplacement. Pour cela, nous étudions le cas d'aller-retour entre l'origine et une destination au lieu d'étudier séparément le cas d'origine vers la destination (O-D) et le cas retourner de la destination vers l'origine (D-O). Comme nous constatons que les deux voies routières ne sont pas séparées en général, cela permettra d'utiliser les mêmes onduleurs pour les deux voies [102, 81]. La figure 2.7 illustre un exemple de deux séries des segments de recharge utilisant un même onduleur. Ce qui est pratique dans le cas

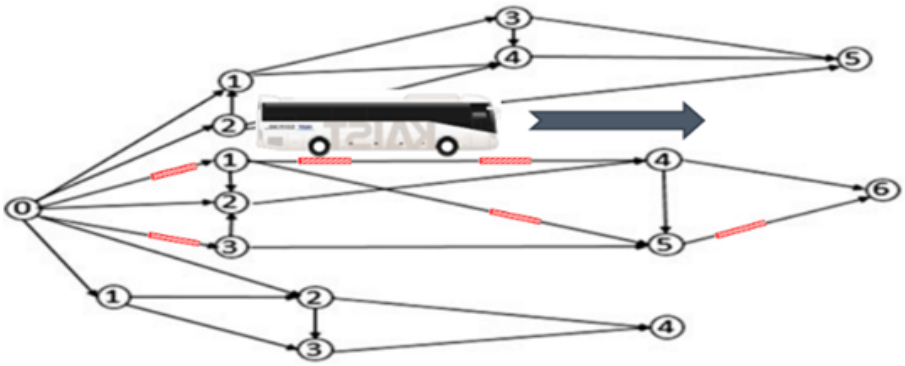


FIGURE 2.6 – Exemple d'un réseau composé de plusieurs lignes

des deux voies ; une série des segments actifs pour une voie et l'autre série des segments pour l'autre voie. Ce qui minimise le coût de l'infrastructure en réduisant le nombre des onduleurs utilisés dans le réseau, qui est parmi les objectifs de cette étude, puisque le coût total de l'infrastructure est composé principalement du coût des onduleurs et le coût des segments de recharge.

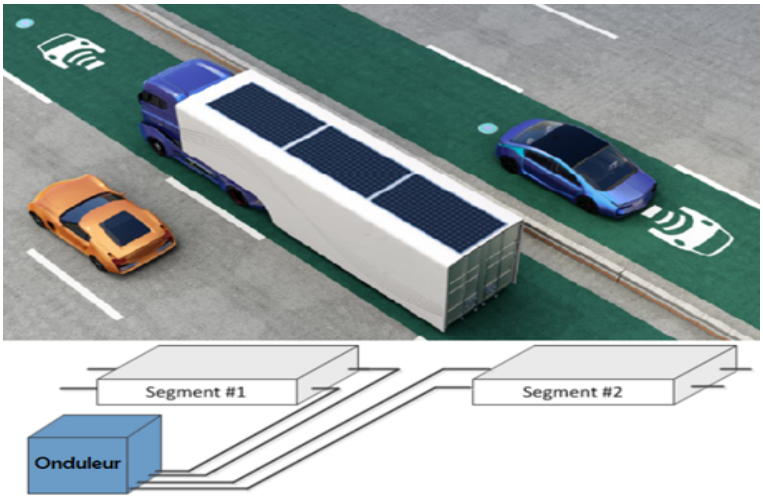


FIGURE 2.7 – Schéma du système composé de deux voies

Cela signifie ; la rechercher d'une allocation optimale permettant d'utiliser les mêmes onduleurs pour les deux voies de circulation, ce qui implique une réduction très importante du coût de l'infrastructure puisque les onduleurs sont très chère. Dans notre travail nous traitons le cas d'un réseau de plusieurs lignes qui peuvent partager des arcs en garantissant à chaque autobus de se déplacer d'une origine (départ) à une destination et revenir au départ sans rester en rupture de charge (un simple exemple illustré dans Figure 2.8).

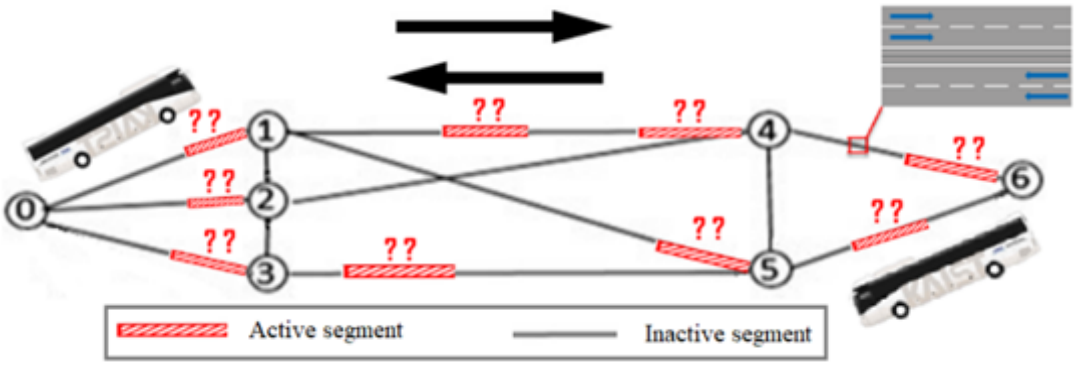


FIGURE 2.8 – Exemple d'un réseau composé de plusieurs lignes : aller-retour

Pour l'allocation des transmetteurs d'énergie, les segments de recharge des deux voies routières (voie directe et indirecte) peuvent utiliser les mêmes onduleurs. Nous avons subdivisé chaque arc du réseau en un ensemble de segments. Par la suite, nous décidons entre trois choix de type de segments ; les segments seront équipés d'un onduleur et d'un segment de recharge, le deuxième type de segment est qui seront équipés de câble inductif (segment actif) et le dernier choix seront des segments inactifs ; c'est-à-dire on ne peut pas installer ni segment de recharge ni onduleur dans ce segment. Nous notons qu'un onduleur peut alimenter une série successive de segments actifs sans dépasser une capacité maximale de chaque onduleur, comme illustré dans figure 2.9.

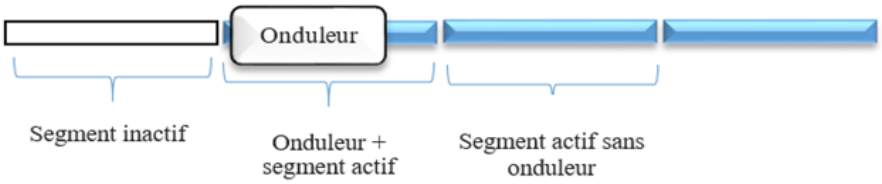


FIGURE 2.9 – Les différents types des segments

L'bjectif dans ce travail est de proposer allocation stratégique des segments de recharge par induction pour les véhicules électriques dans un réseau composé de plusieurs lignes qui peuvent partager les mêmes portions de la route. Donc notre problème est un problème d'optimisation multi-objectif avec deux objectifs contradictoires. En effet, si nous utilisons des batteries avec des petites capacités dans le réseau, nous aurons besoin d'un nombre élevé d'émetteurs d'énergie à installer dans le réseau, ce qui implique un coût d'infrastructure élevé. De plus, si nous installons un nombre minimum d'émetteurs d'énergie, nous aurons besoin d'une batterie de grande capacité et donc le coût sera élevé. Ainsi, pour trouver un coût optimal, nous cherchons un compromis entre les deux objectifs. Le but principal est de minimiser le coût de l'infrastructure, afin de garantir à chaque véhicule une capacité de batterie comprise entre une valeur minimale et une valeur maximale. En effet, chaque véhicule consomme de l'énergie lors

de son déplacement et se recharge dans les segments actifs.

2.5 Problème d'optimisation Multi-objectif

L'optimisation multi-objectifs fait partie intégrante des activités d'optimisation. Elle a un très grand nombre d'application très pratique dans les problèmes réels, et presque tous les problèmes d'optimisation du monde réel sont parfaitement adaptés pour être modélisés à l'aide d'une modélisation avec plusieurs objectifs contradictoires. La définition formelle d'un problème d'optimisation multi-objectif est donnée sous la forme suivante :

$$Min \quad F(x) = [f_1(x), ..., f_n(x)]$$
$$x \in X$$

Avec $n \geq 2$, et X représente l'espace de recherche. Les images des solutions réalisables de l'ensemble X par la fonction F forment le vecteur des n fonctions objectifs à optimiser. Dans un problème d'optimisation mono-objectif, la résolution consiste à trouver une solution qui optimise la seule fonction objectif. Si en applique la même idée dans l'optimisation multi-objectifs, donc la résolution consiste à trouver une solution optimale qui correspond à chaque fonction objectif et ce n'est pas le cas. Pour bien clarifier le principe de l'optimisation multi-objectifs, nous décrivons le concept général en utilisant un exemple [19] ;

Considérons la prise de décision liée à l'achat d'une voiture. Les voitures sont disponibles à des prix différents. Prenons deux voitures ; une coûte environ 10000 dollars (solution 1) et une autre coûte environ 100000 dollars (solution 2), comme le montre la figure 2.10.

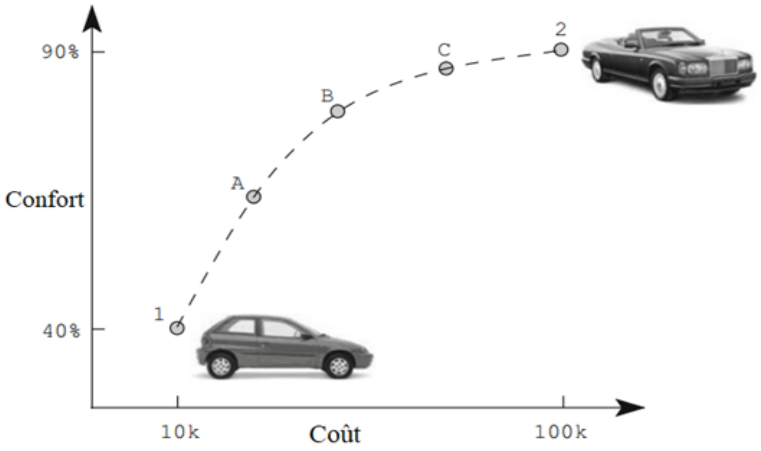


FIGURE 2.10 – Un ensemble de solutions pour un problème de décision d'achat de voiture

Si le coût est le seul objectif de ce processus décisionnel, le choix optimal est la solution 1. Si c'était le seul objectif pour tous les acheteurs, nous aurions juste un seul type de voiture (solution 1). En réalité ce processus décisionnel n'est pas un seul objectif. Aux acheteurs riches, le confort est le seul objectif de cette prise de décision, le choix est la solution 2. Il existe de nombreuses autres solutions, où on trouve un compromis entre le coût et le confort. Un certain nombre de ces solutions (solutions A, B et C) avec des coûts et des niveaux de confort différents sont également illustrées sur la figure 2.10. Et en terme d'un seul objectif entre deux solution de ce type on trouve toujours l'une est meilleure, mais cette amélioration ne vient que d'une perte sur l'autre objectif. Ces solutions construisent un front appelé front pareto. La plupart des algorithmes d'optimisation multi-objectifs utilisent le concept de dominance dans leur recherche. Pour cela nous donnons la définition du concept de dominance dans une population finie de solutions, on utilise l'opérateur $\lhd$ entre deux solutions i et j, et on a $i \lhd j$ pour indiquer que la solution i est meilleure que la solution j sur un objectif particulier ;

Définition 2.5.1. *[20]*

On dit qu'une solution x_1 **domine** une autre solution x_2 si les deux les conditions 1 et 2 sont vraies :

1. La solution x_1 n'est pas pire que x_2 dans tous les objectifs
2. La solution x_1 est strictement meilleure que x_2 dans au moins un objectif, ou $f_j(x_1) \lhd f_j(x_2)$ pour au moins un $j \in \{1, 2, ..., n\}$

Définition 2.5.2.

Un **point idéal** est un point qui représente la valeur optimale pour chaque objectif optimisé séparément, si on parle d'une minimisation des objectifs, ce point minimise toutes les fonctions f_i $\forall i \in \{1, 2, ..., n\}$:

$$x^* = \{x_1^*, x_2^*, ..., x_n^*\} = \{min(f_1(x)), min(f_2(x)), ..., min(f_n(x))\}$$

En général, le point idéal correspond à une solution irréalisable.

Définition 2.5.3.

Un **point nadir** est un point qui maximise chaque fonction objectif dans le cas d'un problème de minimisation. En d'autres termes, il correspond à la mauvaise valeur obtenue par chaque fonction objectif.

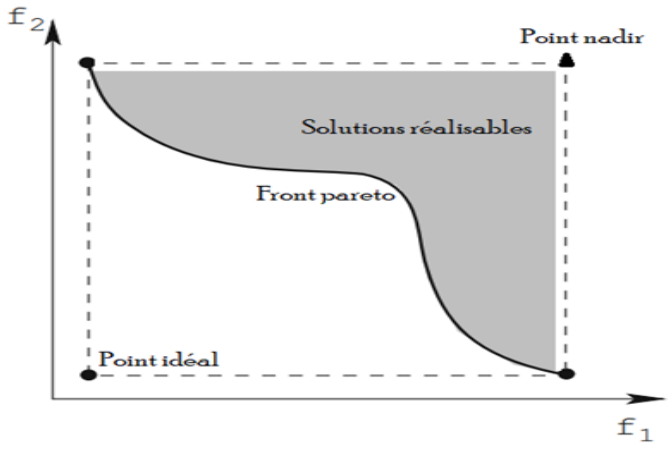


FIGURE 2.11 – Différentes composantes dans le cas de la minimisation des deux objectifs

L'ensemble des solutions non dominées qui est l'ensemble des solutions qui ne sont pas dominées par aucune autre solution réalisable est appelé l'ensemble de Pareto-optimal. La figure 2.12 marque l'ensemble Pareto-optimal pour quatre scénarios différents des fonctions objectifs avec deux objectifs.

2.6 Formulation mathématique du problème

Comme nous avons expliqué dans la section 2.4 (description du problème), il s'agit d'un problème multi objectifs avec deux objectifs ; le premier sert à minimiser le nombre des émetteurs de l'énergie composé des onduleurs et des segments de recharge et le deuxième objectif permet de minimiser la capacité de la batterie à utiliser dans les véhicules. L'objectif global est la conception optimale d'une infrastructure de recharge des véhicules électriques surtout dans un réseau avec plusieurs lignes entre une origine et une destination, et qui permet à chaque véhicule (autobus) d'aller à une destination et de revenir à l'origine (départ). Pour minimiser le coût total, nous souhaitons trouver un compromis optimal entre la capacité de la batterie de chaque véhicule et le nombre des onduleurs et des segments actifs. Le réseau est presenté sous forme d'un graphe $G = (S, A)$, avec S indique l'ensemble des sommets qui représentent les arrêts des véhicules dans le réseau et A indique l'ensemble des arcs. Et nous subdivisons chaque arc en un ensemble de segments de même longueur. Le modèle mathématique du problème est formulé comme suit :

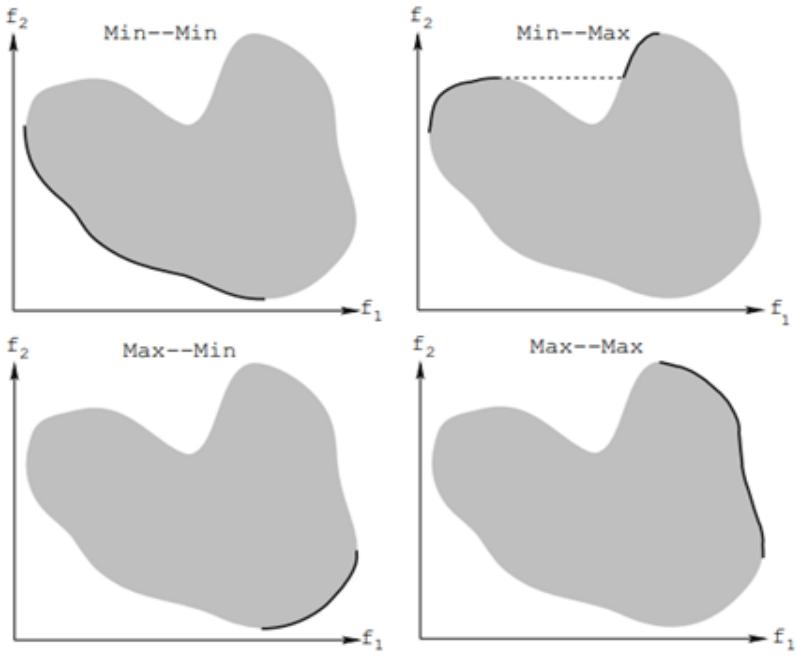


FIGURE 2.12 – Différentes formes du front pareto avec deux objectifs

2.6.1 Données et paramètres du modèle

- $I = \{1, 2, 3...N\}$: ensemble des arcs, avec N est le nombre des arcs du réseau. Chaque arc est indexé par un numéro
- N_i : nombre de segments de l'arc i après la discrétisation des arcs
- L : ensemble des lignes dans le réseau indexé par l_p
  Avec :
  - $p = 0$ indique la première voie de l'origine vers la destination $(O \rightarrow D)$
  - $p = 1$ indique la deuxième voie $(D \rightarrow O)$
- $R_{ir}^{l_p}$: donnée binaire prend la valeur 1 si l'arc i est le suivant de l'arc r dans la ligne l_p
- D_0 : Ensemble des premiers arcs de chaque ligne allant de l'origine vers la destination l_0
- $P_b(t)$: la charge de batterie requise à l'instant t. Dans la littérature, la plupart des travaux autour des véhicules électriques supposent que cette quantité est constante, et ce n'est pas le cas en réalité. En effet, cette quantité varie en fonction de plusieurs paramètres, tels que le poids, la vitesse, les conditions de la route... . Dans ce sens, nous avons basé sur les paramètres illustrés dans la section 2.3
- $P_c(t)$: le taux de recharge à l'instant t
- P_c^0 : le taux de recharge à la station de départ, lié à la recharge stationnaire avant de commencer la tournée
- C_c : le coût par unité de longueur du câble inductif

- L_m : le nombre maximal des segments de recharge lié au même onduleur
- ΔT : la durée de recharge dans la station de départ
- C_i : le coût d'un seul onduleur
- C_b : le coût unitaire de la batterie
- K : Le nombre des véhicules dans le réseau. Il influence sur le coût total des batteries utilisées dans le réseau, c'est-à-dire si dans le réseau il y a un très grand nombre des véhicules, une petite variation de la capacité des batteries est significative dans le coût totale de l'infrastructure. En revanche, si dans le réseau il y a un petit nombre des véhicules, la variation de la capacité de la batterie n'a pas une grande influence sur le coût total de l'infrastructure.
- $I(t_{ij}^{l_p})$: la charge de la batterie d'un véhicule dans le segment j de l'arc i s'il passe par la ligne l_p. Nous notons que $t_{ij}^{l_p}$ pour chaque segment j de l'arc i dans chaque ligne l_p est une donnée temporelle. En effet, les véhicules transportent des poids différents de charges donc l'instante $t_{ij}^{l_p}$ d'arrivée au un segment j de l'arc i dans une ligne l_p peut être différente. Pour éviter ce problème, nous avons considéré le pire des cas en terme de poids (le véhicule est chargé totalement)
- Na_{ij}^{p} : une donnée binaire qui prend 0 si l'installation d'un segment de recharge est interdit au niveau du segment j de l'arc i, où $p = 0$ indique la première voie ($O \rightarrow D$) et $p = 1$ indique la deuxième voie ($D \rightarrow O$). En effet en réalité on trouve des parties dans la route où on ne peut pas installer des segments de recharge pour des raisons, notons par exemple ; la structure de l'itinéraire, des zones non sécurisées...

2.6.2 Variables de décision

Nous supposons que tous les véhicules ont des batteries identiques. La capacité de la batterie influence directement le coût de la batterie. La première variable est la capacité de la batterie, puis l'allocation des segments de recharge dans la première voie et dans la deuxième voie, enfin l'affectation des onduleurs. Nous définissons les variables de notre modèle comme suit :

- I_b : la capacité de la batterie
- $S_{ij}^{0} = \begin{cases} 1 & \text{si le segment } j \text{ de l'arc } i \text{ est actif dans la première voie} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$
- $S_{ij}^{1} = \begin{cases} 1 & \text{si le segment } j \text{ de l'arc } i \text{ est actif dans la deuxième voie} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$
- $a_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{si le segment } j \text{ de l'arc } i \text{ a un onduleur} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$

2.6.3 Fonctions objectifs

Les objectifs de notre modélisation sont la minimisation du nombre d'onduleurs et du segment actifs, d'une part et la minimisation de la capacité des batteries à utili-

ser, d'autre part. Nous avons un compromis entre le premier et le deuxième objectif. En effet, si nous utilisons des batteries avec une petite capacité dans le réseau, nous aurons besoin d'un nombre élevé d'émetteurs d'énergie, ce qui implique un coût d'infrastructure élevé. En outre, si nous installons un nombre minimum d'émetteurs, nous aurons besoin d'une batterie de grande capacité dans chaque véhicule, donc un coût d'infrastructure élevé. Ainsi, pour trouver un coût optimal, nous cherchons un meilleur compromis entre les deux objectifs.

- Le premier objectif est de minimiser la capacité des batteries utilisées. La fonction objectif qui minimise le coût de la batterie est la multiplication de la capacité de la batterie par le coût d'une unité de capacité, et le résultat multiplié par le nombre de véhicules.

$$Min \quad K \times I_b \times C_b$$

- Le deuxième objectif est de minimiser le nombre des émetteurs d'énergie à installer dans le réseau composé des segments de recharge et des onduleurs. Le premier terme détermine le coût d'installation des segments de recharge pour les deux voies du réseau et le second terme calcule le coût des onduleurs à installer dans le réseau. La formulation mathématique de cet objectif est la suivante :

$$Min \sum_{p\in\{0,1\}} \sum_{i\in I} \sum_{j=0}^{N_i} C_c \times S_{ij}^p + \sum_{i\in I} \sum_{j=0}^{N_i} C_i \times a_{ij}$$

2.6.4 Contraintes

$$S_{ij}^0 + S_{i(N_i-j)}^1 \geq a_{ij} \qquad \forall i \in I \forall j \in \{0...N_i\} \tag{2.1}$$

La contrainte (2.1) garantit que si il y a un onduleur dans le segment j, il y aura un segment actif au moins dans l'une des deux voies (voies directe et indirecte) ou si aucun segment n'est pas installé dans les deux voies donc il n'y aura pas d'onduleur dans ce segment.

$$S_{ij}^0 - S_{i(j-1)}^0 \leq a_{ij} \qquad \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i\} \tag{2.2}$$

$$S_{i(N_i-j)}^1 - S_{i(N_i-j+1)}^1 \leq a_{ij} \qquad \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i\} \tag{2.3}$$

Les contraintes (2.2) et (2.3) assurent que dans les deux voies, au début de chaque série des segments actifs, il y aura nécessairement un onduleur. La première contrainte liée à la première voie (O-D) et la deuxième assure la deuxième voie (D-O). Nous soulignons que dans notre modélisation nous avons supposé qu'un onduleur doit être installé au début de chaque série de segment de recharge et ça ne fait pas de différance. En effet, l'onduleur ne s'allume que sur le segment sur lequel se trouve un véhicule [102], Un capteur détecte l'approche du véhicule, envoie un message à l'onduleur, puis l'onduleur active le segment.

$$S^0_{i0} - \sum_{l_0 \in L} R^{l_0}_{ir} S^0_{rN_r} \leq a_{i0} \qquad \forall i \in I \forall r \in I \tag{2.4}$$

$$S^1_{iN_i} - \sum_{l_1 \in L} R^{l_1}_{ir} S^1_{r0} \leq a_{i0} \qquad \forall i \in I \forall r \in I \tag{2.5}$$

L'installation des émetteurs de puissance au début de chaque arc dépend essentiellement des arcs précédents. C'est-à-dire on peut trouver un arc où ils passent plusieurs lignes et dans ce cas il faut prendre en considération tous les arcs précédents des lignes. C'est pour cela nous avons distingué entre le premier segment de chaque arc et les segments existent au milieu de chaque arc dans le réseau. Les contraintes (2.4) et (2.5) désignent le premier segment de chaque arc pour les deux voies dans les contraintes (2.2) et (2.3) (le cas où $j = 0$).

$$a_{ij} \leq 1 - S^0_{i(j-1)} \qquad \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i\} \tag{2.6}$$

$$a_{i(N_i-j)} \leq 1 - S^1_{i(N_i-j+1)} \qquad \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i\} \tag{2.7}$$

Une série de segment actif nécessite un seul onduleur. Nous soulignons ici qu'un seul onduleur peut être alimenté les deux voies en même temps. Donc dans ce cas, une série peut être composée des segments de la voie directe (O-D) et des segments de la deuxième voie (D-O). Les contraintes (2.6) et (2.7) assurent qu'on aura au plus un onduleur pour une série de segments actifs dans les deux voies. La première contrainte concerne la voie directe et nous travaillons dans ce cas avec les ligne (O-D) et la deuxième contrainte assure la deuxième voie avec les lignes (D-O).

$$a_{i0} \leq 1 - \frac{\sum_{l_0 \in L} R^{l_0}_{ir} S^0_{rN_r}}{\mid L \mid} \qquad \forall i \in I \forall r \in I \tag{2.8}$$

$$a_{iN_i} \leq 1 - \frac{\sum_{l_1 \in L} R^{l_1}_{ir} S^1_{r0}}{\mid L \mid} \qquad \forall i \in I \forall r \in I \tag{2.9}$$

Comme nous avons expliqué dans les contraintes (2.4) et (2.5), la décision au niveau du premier segment dépend toujours des arcs précédents, c'est pour cela nous avons distingué encore une fois entre les premiers segments des arcs et les segments aux milieux des arcs. Les contraintes (2.8) et (2.9) désignent le premier segment de chaque arc pour les deux voies (c'est le cas non traité dans les contraintes (2.6) et (2.7), le cas où $j = 0$).

$$a_{ij}(\sum_{k=0}^{L_m}((1 - S^0_{i(j-1)}) \prod_{r=0}^{k} S^0_{i(j+r)} + (1 - S^1_{i(N_i-j+1)}) \prod_{r=0}^{k} S^1_{i(N_i-j-r)})) \leq L_m \qquad \forall i \in I \forall j \in \{1, ...N_i - Lm\} \tag{2.10}$$

$$R^{l_0}_{ir}(\sum_{k=j}^{N_i} S^0_{ik} + \sum_{k=0}^{L_m-(N_i-j)} S^0_{rk}) \leq L_m \qquad \forall l_0 \in L \forall i \in I \forall r \in I \forall j \in \{0, ...N_i - L_m\} \tag{2.11}$$

$$R_{ir}^{l_1}(\sum_{k=j}^{N_i} S_{i(N_i-k)}^1 + \sum_{k=0}^{L_m-(N_i-j)} S_{i(N_i-k)}^1) \leq L_m \qquad \forall l_1 \in L \forall i \in I \forall r \in I \forall j \in \{0, ...N_i - L_m\} \tag{2.12}$$

Chaque onduleur a un nombre des segments actifs maximal à ne pas dépasser, c'est pour cela nous avons intégré un paramètre nommé L_m qui limite le nombre des segments de recharge liée à un seul onduleur. On note que les segments liée à un seul onduleur peuvent être installés dans la voie direct (O-D) ou indirect (D-O). La contrainte 2.10 garantit une affectation qui ne dépasse pas L_m des segments acttifs pour chaque onduleur, mais juste dans le cas des segments indexés de 1 à $N_i - L_m$ en prenant en considération les deux voies en même temps. Pour les segment indexés de $N_i - L_m$ à N_i, ils influencent sur les arcs suivants dans chaque ligne, c'est pour cela nous avons modélisé ce problème dans les contraintes 2.11 et 2.12. La première contrainte traite le cas de la voie direct (O-D) en assurant un nombre maximale des segments de recharge pour chaque onduleur et de même pour la deuxième contrainte qui traite le cas de la deuxième voie (D-O) en prenant en considération les intersections des lignes dans le réseau. Donc ces contraintes imposent que le nombre de segments liés au même onduleur dans les deux voies soit inférieur à L_m .

Afin d'optimiser la durée de vie de la batterie d'un véhicule électrique, il est recommandé de garder la variation entre 20 % et 80 % de charge dans la batterie du véhicule. Dans ce sens, nous avons assuré une variation de la charge dans chaque véhicule entre 20 % et 80 % de charge dans la batterie. Et nous notons dans les contraintes suivantes :

– I_{lw} : Capacité minimale de la batterie, avec :

$$I_{lw} = \gamma \times I_b \quad \gamma \in [0, 1]$$

Dans notre cas, nous avons $\gamma = 0.2$, ce qui implique 20 % de la capacité de la batterie et c'est le cas le plus recommandé pour augmenter la durée de vie de la batterie.

$$I(t_{ij}^{l_p}) - \int_{t_{ij}^{l_p}}^{t_{i(j+1)}^{l_p}} P_b(t)dt + P_c(t_{i(j+1)}^{l_p} - t_{ij}^{l_p})S_{ij}^p \geq I_{lw} \qquad \forall p \in \{0, 1\} \forall l_p \in L \forall j \in \{0, ...N_i - 1\} \tag{2.13}$$

Dans le but d'augmenter la durée de vie des batteries des véhicules, nous avons fixé la capacité minimale dans I_{lw}, c'est-à-dire, nous avons travaillé sur une allocation optimale des segments de recharge dans les routes de telle sorte que la charge dans chaque véhicule dans n'importe quel segment dans les différentes lignes soit supérieure à la charge minimale I_{lw} que nous avons fixé dans 20 %. La contrainte 2.13, donc, assure que la charge de la batterie soit supérieure à I_{lw}.

$$\Delta T \times P_c' - \int_0^{t_{n1}^{l_0}} P_b(t)dt + P_c \times t_{n1}^{l_0} \times S_{n1}^0 \geq 0 \qquad \forall l_0 \in L \forall n \in D_0 \tag{2.14}$$

La recharge par induction des véhicules dans cette étude est composé de deux types ; le premier type au cours du déplacement des véhicules (recharge dynamique), et le deuxième type dans la station de départ avant de commencer la tournée par chaque véhicule (recharge stationnaire). Dans notre modélisation nous avons intégré un paramètre ΔT qui indique la durée de recharge dans la station de départ. Et à partir de ΔT on peut définir la charge initiale de la batterie dans chaque véhicule. Donc la charge de la batterie est $\Delta T \times P'_c$ dans la station de départ. Par conséquent, la contrainte (2.13) pour le premier segment d'une ligne devient comme indiqué dans la contrainte (2.14) puisque la charge de la batterie dans ce segment dépend essentiellement de la charge initiale.

Comme nous avons clarifié la capacité minimale dans chaque batterie, nous définissons une valeur maximale. L'objectif toujours est d'optimiser la durée de vie des batteries. Dans la contrainte suivante, on note :

– I_h : La capacité maximale de la batterie, où :

$$I_h = \mu \times I_b \quad \mu \in [0,1]$$

Puisque, il est recommandé de maintenir la charge entre 20 % et 80 % . Nous avons fixé μ à 0.8, ce qui traduit 80 % de la capacité de la batterie.

$$I(t^{l_p}_{i(j+1)}) = min\{I_h, I(t^{l_p}_{ij}) - \int_{t^{l_p}_{ij}}^{t^{l_p}_{i(j+1)}} P_b(t)dt + P_c(t^{l_p}_{i(j+1)} - t^{l_p}_{ij})S^p_{ij}\} \quad \forall p \in \{0,1\} \forall l_p \in L \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i - 1\} \tag{2.15}$$

$$I(t^{l_0}_{n1}) = min\{I_h, \Delta T \times P'_c - \int_0^{t^{l_0}_{n1}} P_b(t)dt + P_c \times t^{l_0}_{n1} \times S^p_{n1}\} \quad \forall l_0 \in L \forall n \in D_0 \tag{2.16}$$

Les contraintes (2.15) et (2.16) assurent que la charge de la batterie dans chaque segment soit inférieure à I_h. Dans ce cas puisque nous voulons limiter la capacité de la batterie par une valeur maximale, nous avons utilisé le minimum entre la valeur maximale I_h et la charge courante de la batterie. La contrainte (2.16) lorsqu'on parle du premier segment dans la ligne (la charge dépend essentiellement de la charge initiale).

$$Na^p_{ij} \geq S^p_{ij} \qquad \forall p \in \{0,1\} \forall i \in I \forall j \in \{0...N_i\} \tag{2.17}$$

La contrainte (2.17) interdit l'installation des segments actifs dans des zones inappropriées dans la route. En effet, en réalité, on trouve des parties dans la route où on ne peut pas installer des segments de recharge à cause par exemple de la structure de la route, des zones non sécurisées,...etc

2.7 Validation du modèle

Dans cette section, nous nous focalisons sur la validation de notre modèle sur des instances de petite taille dont le but est de trouver des solutions dans un temps raison-

nable. Des instances d'applications du modèle ont été générées, implémentées en utilisant le logiciel CPLEX 12.2 qui a basé sur le langage OPL (Optimization Programming Language). C'est un solveur très efficace dans le domaine de la recherche opérationnelle et très applicable aux problèmes mono-objectifs. En effet, valider le modèle avec des données et des contraintes permet de vérifier le fonctionnement des contraintes. Une fois une solution est trouvée, nous vérifions la formulation dont les contraintes ont été modélisées afin d'être alerté en cas d'erreur.

Nous notons que dans les contraintes (2.15) et (2.16) incluent l'opérateur minimum, ce qui a rendu les contraintes non linéaires, c'est pourquoi nous avons remplacé ces contraintes par des contraintes d'indicateur. Pour effectuer cela, nous avons introduit les nouvelles contraintes (2.18), (2.19), (2.20) et (2.21).

Les contraintes suivantes remplacent la contrainte (2.15). Pour cela, nous intégrons la variable binaire suivante : $z_{ij}^{l_p}$.

$$z_{ij(j+1)}^{l_p} = 0 \Rightarrow I(t_{i(j+1)}^{l_p}) = I_h \qquad \forall p \in \{0,1\} \forall l_p \in L \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i - 1\} \tag{2.18}$$

$$z_{ij(j+1)}^{l_p} = 1 \Rightarrow I(t_{i(j+1)}^{l_p}) = I(t_{ij}^{l_p}) - \int_{t_{ij}^{l_p}}^{t_{i(j+1)}^{l_p}} P_b(t)dt + P_c(t_{i(j+1)}^{l_p} - t_{ij}^{l_p})S_{ij}^{p} \qquad \forall p \in \{0,1\} \forall l_p \in L \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i - 1\} \tag{2.19}$$

$$z_{ij(j+1)}^{l_p} = 1 \Rightarrow I(t_{ij}^{l_p}) - \int_{t_{ij}^{l_p}}^{t_{i(j+1)}^{l_p}} P_b(t)dt + P_c(t_{i(j+1)}^{l_p} - t_{ij}^{l_p})S_{ij}^{p} \leq I_h \qquad \forall p \in \{0,1\} \forall l_p \in L \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i - 1\} \tag{2.20}$$

$$z_{ij(j+1)}^{l_p} = 0 \Rightarrow I(t_{ij}^{l_p}) - \int_{t_{ij}^{l_p}}^{t_{i(j+1)}^{l_p}} P_b(t)dt + P_c(t_{i(j+1)}^{l_p} - t_{ij}^{l_p})S_{ij}^{p} > I_h \qquad \forall p \in \{0,1\} \forall l_p \in L \forall i \in I \forall j \in \{1...N_i - 1\} \tag{2.21}$$

Nous appliquons la même procédure pour les contraintes (2.16).

$$z_{n1}^{l_0} = 0 \Rightarrow I(t_{n1}^{l_0}) = I_h \qquad \forall l_0 \in L \forall n \in D_0 \tag{2.22}$$

$$z_{n1}^{l_0} = 1 \Rightarrow I(t_{n1}^{l_0}) = \Delta T \times P_c' - \int_{0}^{t_{n1}^{l_0}} P_b(t)dt + P_c \times t_{n1}^{l_0} \times S_{n1}^{p}\} \qquad \forall l_0 \in L \forall n \in D_0 \tag{2.23}$$

$$z_{n1}^{l_0} = 1 \Rightarrow \Delta T \times P_c' - \int_0^{t_{n1}^{l_0}} P_b(t)dt + P_c \times t_{n1}^{l_0} \times S_{n1}^{p}\} \leq I_h \quad \forall l_0 \in L \forall n \in D_0 \tag{2.24}$$

$$z_{n1}^{l_0} = 0 \Rightarrow \Delta T \times P_c' - \int_0^{t_{n1}^{l_0}} P_b(t)dt + P_c \times t_{n1}^{l_0} \times S_{n1}^{p}\} < I_h \quad \forall l_0 \in L \forall n \in D_0 \tag{2.25}$$

Etant le solveur mono-objectif, nous nous concentrons sur un seul objectif et nous fixons l'autre sur des différentes valeurs. Pour cela, nous fixons la capacité des batteries sur des différentes valeurs et nous minimisons le nombre d'émetteurs à installer dans l'infrastructure. Pour trouver des solutions dans un temps raisonnable, nous testons notre modèle avec un exemples composé de 6 stations et 9 lignes entre l'origine et la destination. A côté de chaque itinéraire passant de l'origine vers la destination, on trouve une ligne de retour vers l'origine dans la deuxième voie. Nous étudions dans cet exemple les deux (aller et retour) en même temps. Cet exemple est illustré dans la figure 2.13.

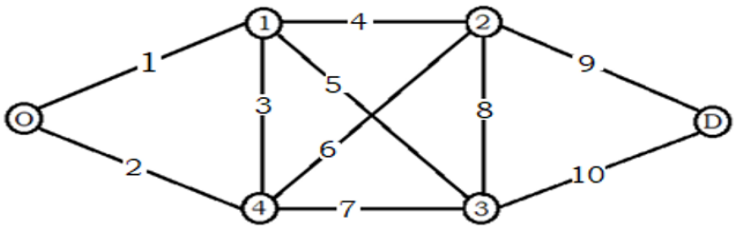


FIGURE 2.13 – Example of synchronization

Dans cet exemple, entre l'origine et la destination, on trouve plusieurs lignes, qui peuvent partager les mêmes arcs. Nous avons étudié 9 lignes entre l'origine et la destination. Les lignes sont les suivants :

- Ligne1 : O-1-2-D
- Ligne2 : O-1-2-3-D
- Ligne3 : O-1-3-D
- Ligne4 : O-1-4-2-D
- Ligne5 : O-1-4-2-3-D
- Ligne6 : O-1-4-3-D
- Ligne7 : O-4-2-D
- Ligne8 : O-4-2-3-D
- Ligne9 : O-4-3-D

Notre objectif est de valider notre modèle mathématique, donc, nous avons limité le nombre des lignes dans le réseau en 9 lignes pour trouver des solutions dans un temps raisonnable, même s'il y a d'autres lignes à ajouter dans l'exemple. De plus, la pente de la route est la même dans tous les arcs du réseau. Le but est de simplifier la validation du modèle en gardant le même problème sans changer l'objectif de la validation.

Chaque arc est subdivisé en un ensemble de segments d'une longueur égale 50 m. Puisque nous avons fixé la longueur de chaque arc dans à 800 m, cela donne 16 segments dans chaque arc. Le tableau 2.1 présente les valeurs des données et paramètres de cet exemple :

TABLE 2.1 – Données et paramètres du modèle

Donnée et paramètre	Valeur
P_c	800
C_c	6
C_i	5000
L_m	250 m
γ	0.2
μ	0.8
C_b	400
K	10

Le but est de trouver une allocation optimale des émetteurs de puissance qui permettent à chaque véhicule d'aller de l'origine à la destination et de revenir à l'origine. Nous subdivisons chaque arc en un ensemble de segments (16 segments dans chaque arc), et c'est la subdivision maximale que nous pouvons faire, en effet, si nous augmentons le nombre de segments dans chaque arc, le programme ne complète pas la résolution en raison de la complexité du problème, c'est-à-dire, on n'a pas arrivé à aucune solution dans un temps raisonnable. Pour tester notre modèle sur cet exemple nous donnons différentes valeurs à la capacité de la batterie. Pour illustrer nos résultats, nous calculons le pourcentage des segments actifs (PSA) dans chaque arc, puis la moyenne (MPSA), le nombre d'onduleurs (NO) pour chaque arc et le nombre total (NTO), le nombre de segments actifs (NSA) et le nombre total (NTSA). Nous avons obtenu les résultats présentés dans les tableaux 2.2 et 2.3.

En pratique, si la capacité de la batterie augmente, le nombre d'émetteurs doit être plus petit, ce que nous avons remarqué dans les résultats que nous avons trouvés après avoir résolu notre modèle mathématique. En revanche, on retrouve des onduleurs utilisés dans les deux sens, ce qui confirme l'idée de traiter l'aller-retour entre l'origine et la destination en même temps. Les valeurs des fonctions objectifs dans les deux cas expliquent la relation de compromis entre deux objectifs. En effet, le premier objectif passe de 76000 à 84000 et l'autre objectif diminue de 157880 à 132400, c'est-à-dire qu'un gain dans un objectif est une réduction dans l'autre.

TABLE 2.2 – Résultats trouvés pour $I_b = 19KWH$

Arc nu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
NSA	6	5	4	3	5	5	3	5	5	7
NO	2	2	3	3	3	3	3	3	5	3
PSA	37	31	25	18	31	31	18	31	31	43
NTSA= 48	NTO= 31					MPSA= 30%				
La valeur de première fonction objectif :76000										
La valeur de la deuxième fonction objectif :157880										

TABLE 2.3 – Résultats trouvés pour $I_b = 21KWH$

Arc nu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
NSA	4	3	3	3	3	5	2	5	5	7
NO	1	3	2	3	2	3	2	3	4	3
PSA	25	18	18	18	18	31	12	31	31	43
NTSA= 40	NTO= 26					MPSA= 25%				
La valeur de première fonction objectif :84000										
La valeur de la deuxième fonction objectif :132400										

2.8 Méthodes de résolution des problèmes d'optimisation multi-objectifs

L'optimisation multi-objectifs se réfère à la recherche des solutions optimales de plusieurs objectifs souhaités. Le problème de la prise de décision dans l'optimisation multi-objectifs est de trouver un compromis pour certaines questions contradictoires. Il n'y a pas de meilleure solution pour tous les objectifs, mais plutôt plusieurs solutions. La resolution d'un problème d'optimisation multi-objectifs peut être classée en deux types différents ; à savoir l'approche scalaire et l'approche Pareto [24, 61]. La méthode Pareto est utilisée si les solutions souhaitées produisent une solution de compromis et peuvent être présentées sous forme d'un front optimal. En outre, le principe de l'approche scalaire est de transformer le problème multi-objectif en un problème avec un seul objectif (mono-objectif) via un ensemble de paramètres [121].

2.8.1 Approches scalaires

Dans cette approche, le principe est de transformer le problème multi-objectif en un problème avec un seul objectif via un ensemble de paramètres. Nous présentons dans cette section deux méthodes scalaires. Les deux approches scalaires les plus utilisées sont ; la somme pondérée et la méthode ϵ-contrainte [33, 43]. Il en existe d'autres approches scalaires telle que la méthode de Benson [5], la méthode de Min-Max [29]

etc.

La méthode des sommes pondérées

La résolution d'un problème d'optimisation multi-objectif par la méthode de la somme pondérée consiste à affecter un vecteur des pondérations $\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_n)$ au vecteur des fonctions objectifs d'une façon linéaire [98]. Dans ce cas la fonction objectif à optimiser devient :

$$F(x) = \sum_{i=1}^{n} \alpha_i f_i(x)$$

Avec $\alpha_i \in [0, 1]$ et $\sum_{i=1}^{n} \alpha_i = 1$

Les différentes valeurs des α_i traduisent l'importance de chaque objectif. Par la variation de ces valeurs nous pouvons trouver des différentes solutions efficaces du problème, et c'est l'approche scalaire la plus utilisée pour la résolution des problèmes multi objectifs [25]. La difficulté dans cette approche est la définition des pondérations lorsque nous n'avons pas suffisamment d'informations sur la manière dont les fonctions objectifs interagissent les unes avec les autres.

Le choix d'un vecteur de pondération revient à trouver un hyperplan dans l'espace objectif. Pour trouver une solution optimale il faut chercher le point où l'hyperplan possède une tangente commune avec l'espace de recherche. En outre, Das et al.[18] ont montré que seules les solutions qui se trouvent sur l'enveloppe convexe (solutions supportées) peuvent être trouvées par cette méthode quel que soit le choix des poids. Les solutions qui ne sont pas sur les zones concaves du front (solutions non-supportées) ne peuvent jamais être trouvées par une méthode de somme pondérée (voir figure 2.14).

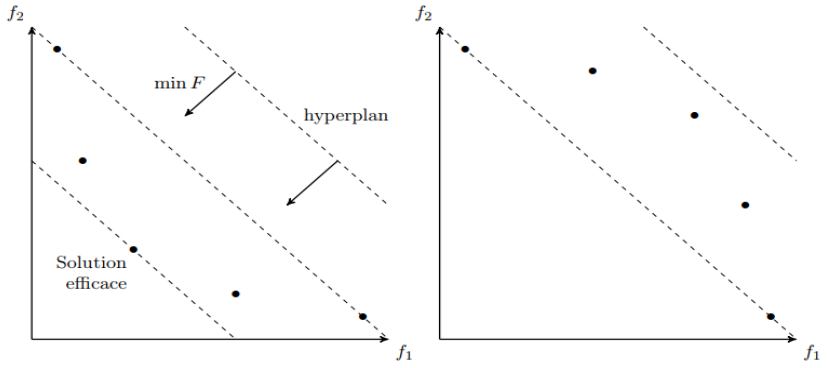


FIGURE 2.14 – La methode des sommes pondérées avec $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$

Méthode ϵ-contrainte

Le principe de la méthode ϵ-contrainte est de transformer un problème d'optimisation multi objectif en un problème d'optimisation mono-objectif, les autres objectifs sont sujettes à des contraintes [12, 45]. La représentation du problème devient comme suite :

$$\begin{aligned} &Min \quad f_i(x) \\ &s.c. \\ &\quad f_j(x) \leq \epsilon_j \quad \forall j \in \{1, 2, ..., n\} \quad i \neq j \\ &\quad x \in X \end{aligned}$$

où $i \in \{1, 2, ..., n\}$ et X est l'espace de recherche, qui peut être définie par des contraintes d'égalités et / ou d'inégalité. Le vecteur $\epsilon = (\epsilon_1, \epsilon_2, ..., \epsilon_n)$, définit la valeur maximale de chaque objectif. Il faut faire varier le vecteur des valeurs de ϵ, et résoudre le problème mono objectif associé à ces valeurs. Cette méthode ne dépend pas de la convexité de l'espace, mais elle n'est pas applicable si le nombre des contraintes et d'objectifs est assez grand. La génération des différents points du front de pareto par les différentes valeurs de ϵ est illustrée dans la figure 2.15.

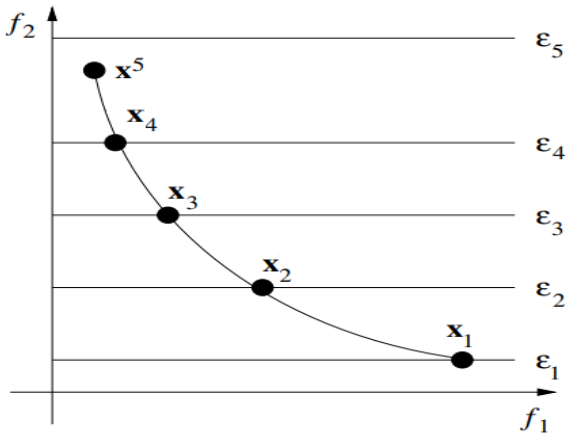


FIGURE 2.15 – Différentes solutions générées avec la méthode ϵ-contrainte

2.8.2 Approches non-scalaires

Contrairement aux approches scalaires, les approches non scalaires ne transforment pas un problème d'optimisation multi objectif en un problème mono objectif, mais ces approches sont basées sur le principe d'évaluer chaque objectif séparément. Nous trouvons parmi les méthodes les plus utilisées dans ce type ; la méthode lexicographique[38].

La méthode lexicographique

Cette méthode consiste à ordonner les fonctions objectifs en fonction de leurs importances suivant la demande de décideur puis les étudier les unes après les autres dans l'ordre trouvé. Supposons que le vecteur ordonné des fonctions objectifs est le suivant : $F(x) = (f_1(x), f_2(x), ..., f_n(x))$ ordonnées de telle sorte que si $i < j$ implique la fonction objectif $f_i(x)$ est plus prioritaire sur $f_j(x)$. Premièrement, nous commençons par résoudre le problème suivant :

$$\begin{aligned} Min \quad & f_1(x) \\ s.c. & \\ & x \in X \end{aligned}$$

Considérons x_1^* la solution optimale du problème trouvée. Notons $f_1^* = f_1(x_1^*)$. Dans l'étape suivante nous résolvons le problème suivant :

$$\begin{aligned} Min \quad & f_2(x) \\ s.c. & \\ & f_1(x) = f_1^* \\ & x \in X \end{aligned}$$

Si x_2^* est la solution du problème on note $f_2^* = f_2(x_1^*)$ et on pose $f_2(x) = f_2^*$ une nouvelle contrainte dans le problème pour optimiser f_3. En répète la même procédure jusqu'au l'itération n dont la fonction à optimiser est f_n, et le problème d'optimisation devient de la forme :

$$\begin{aligned} Min \quad & f_n(x) \\ s.c. & \\ & f_1(x) = f_1^* \\ & f_2(x) = f_2^* \\ & \quad ... \\ & f_{n-1}(x) = f_{n-1}^* \\ & x \in X \end{aligned}$$

La résolution de plusieurs mono-objectifs est l'inconvénient principal de la méthode, puisque à chaque fois en résout un problème d'optimisation. Et avec les différentes méthodes lexicographiques on peut trouver des différentes résultats pour le même problème d'optimisation.

2.8.3 Approches Pareto

Les approches Pareto basées sur la notion de dominance de Pareto pour choisir les meilleures solutions parmi un ensemble de solutions candidats. Goldberg [40] a été

parmi les premiers chercheurs qui a travaillé sur ce type d'approche qu'on trouve généralement dans les algorithmes évolutionnaires basés sur la notion de la population. Due à la possibilité de trouver des solutions efficace par ce type de méthodes, elles sont devenues l'une des principales méthodes utilisée pour résoudre les problèmes d'optimisation multi objectif. Nous trouvons dans ce type plusieurs exemples. Nous présentons dans cette section le principe général de deux méthodes afin de donner une idée générale sur ce type de méthodes.

La méthode NSGAII

La méthode NSGA-II [21] est parmi les méthodes les plus utilisées. En effet, elle garantit la diversité des solutions non dominées par l'affectation des distances d'encombrement, donc, on a pas besoin d'un contrôle supplémentaire pour assurer la diversité. La méthode commence par générer une population initiale. En se basant sur le principe de dominance. Chaque individu de la population reçoit un rang, par exemple dans la figure 2.16 l'individu B reçoit le rang 1, car il n'est pas dominé par aucun autre individu. Pour l'individu E, il est dominé par un seul individu du premier niveau donc son rang est 2 de même pour les individus du troisième niveau (individu H dans l'exemple). Par la suite on applique une suite d'opérateurs (sélection, croisement, mutation et remplacement) pour construire une nouvelle génération. Nous expliquerons en détail les étapes de la méthode NSGA-II dans la section suivante, et nous clarifierons l'adaptation de la méthode pour résoudre notre modèle mathématique.

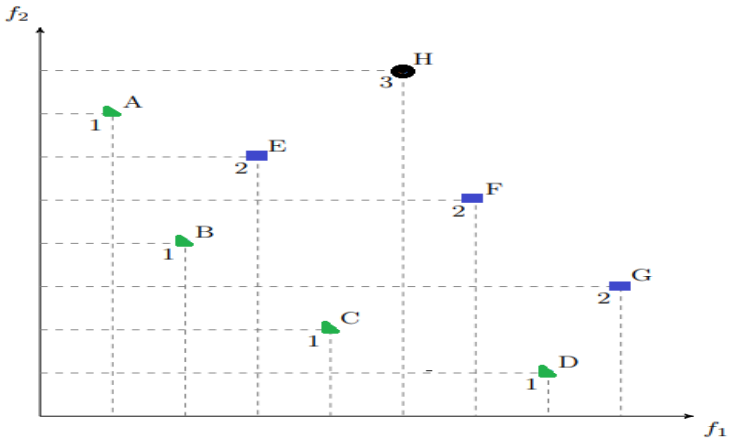


FIGURE 2.16 – Affectation des rangs aux individus suivant le principe de la dominance

La méthode MOGA

Comme la méthode NSGA-II, les algorithmes génétique multi-objectifs (Multiple Objective Genetic Algorithm, MOGA) sont basés sur le principe de la dominance [35]. Dans cette méthode, on affecte à chaque individu un rang suivant le nombre d'individu

qui le dominent, et les individus qui ont le rang égale à 1 sont les solutions efficaces qu'on cherche et construisent le front de pareto (individus non dominés).

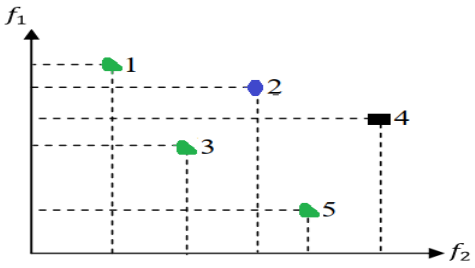


FIGURE 2.17 – Exemple du principe de dominance

Dans l'étape de la sélection, on calcule la fitness de chaque individu, le rang de chaque individu est un facteur principale pour sélectionner un individu ou non. Dans l'exemple illustré dans la figure2.17, les individus 1, 3 et 5 ne sont pas dominés par aucun autre point, donc, leurs rangs égalent à 1. Alors que l'individu 2 est dominé par l'individu 1 donc son rang égale à 2, et l'individu 4 dominé par 3 et 5 donc son rang égale à 3. L'utilisation de la sélection basée sur les rangs a tendance à répartir les individus autour d'un même point. Pour diversifier les solutions dans le front de pareto, une fonction nommée sharing a été utilisée pour répartir les points autour du front de Pareto, en effet, un point isolé sera préféré à un point qui se trouvent dans une zone peuplée. Par la suite ? on passe à l'étape de reproduction pour générer la nouvelle population. En répétant la même procédure jusqu'au la condition d'arrête est vérifié et les solutions efficaces sont retournées.

Dans cette section, nous avons présenté quelques méthodes les plus connus dans la résolution des problèmes l'optimisation multi objectif. Néanmoins, il existe d'autres méthodes applicables pour résoudre ce genre de problème [16]. Dans ce travail, nous montrons l'efficacité de la méthode NSGAII en utilisant notre modèle mathématique sur un exemple réel et qui donne des bons résultats.

2.9 Approche de résolution

Dans l'application de notre modèle mathématique à un exemple d'étude réel, nous avons utilisé une méthode approchée dont le but est de trouver des solutions réalisables dans un temps raisonnable. Parmi les méthodes les plus utilisées, comme nous avons déjà expliqué, on trouve NSGA-II. Le choix de cette méthode est basé sur plusieurs avantages :

1. Elle utilise des techniques de tri non dominées pour fournir une solution proche le plus possible de la solution pareto-optimale.
2. Elle utilise la distance d'encombrement pour fournir une diversité des solutions.

3. Elle utilise également des techniques élitistes pour garder la meilleure solution de la population actuelle dans la prochaine génération.

2.9.1 Principe général de la méthode NSGA-II

En raison de son efficacité reconnue, nous avons implémenté NSGA-II pour résoudre notre modèle mathématique multi objectif. Le principe de la méthode est illustré dans la figure 2.18. Cette approche de résolution est basée sur le principe de dominance pour classifier les individus en plusieurs fronts.

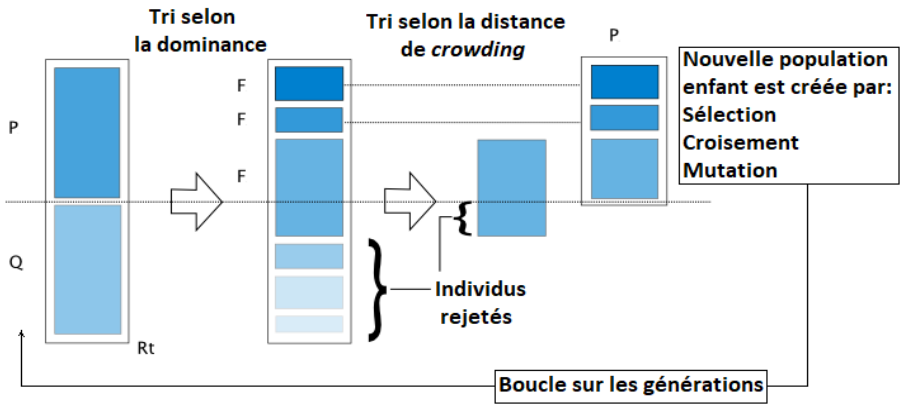


FIGURE 2.18 – Schéma généralise le principe de la méthode NSGA-II

Après l'étape de reproduction, on regroupe la nouvelle et l'ancienne population (parents et enfants) pour les classifier en plusieurs niveaux par une procedure nommée le tri nondominé rapide (Fast Non-dominated Sorting, NS). La figure 2.19 montre un exemple des niveaux de solutions Pareto optimales.

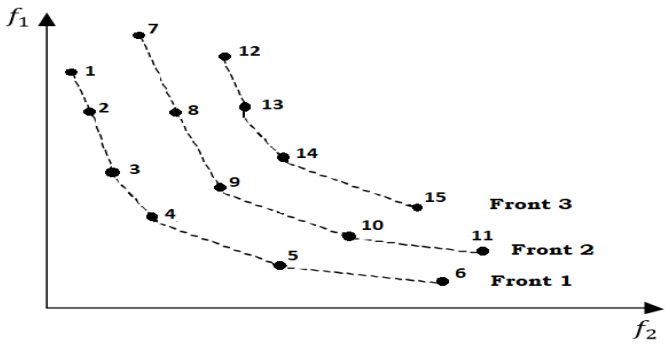


FIGURE 2.19 – Fronts de Pareto dans un problème de minimisation

Dans cet exemple, si la taille de la population est supérieure à 6, les individus du premier front sont sélectionnés, et de même pour le deuxième niveau et puis le troisième

et ainsi de suite jusqu'à ce qu'on arrive à un front qui depasse la taille de la population [21]. Dans ce cas, il faut un opérateur de comparaison pour selectionner et compléter la nouvelle population à partir de ce front, et pour répondre à cette question, NSGA-II utilise un seconde critère nommé les distances d'encombrement "crowding distance" [23, 7]. Notons que la distance d'encombrement assurer une diversité de la population [21].

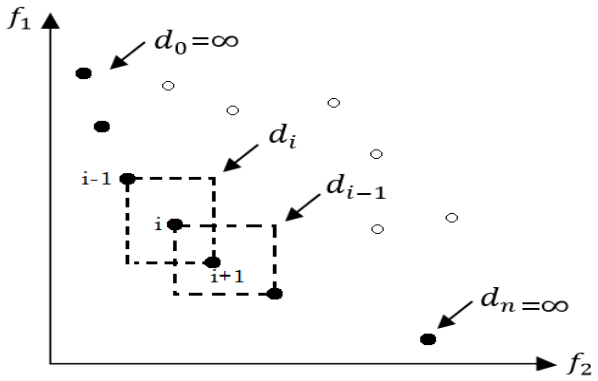


FIGURE 2.20 – La distance d'encombrement dans le fronts Pareto

Le cuboïde définit par les deux sommets adjacents de chaque individu permet de calculer la distance d'encombrement de chaque individu dans le front(voir la figure 2.20). Le principe de calcul da cette distance est illustré dans l'algorithme 1.

Algorithm 1 Distance d'encombrement

$I \leftarrow$ front de Pareto
$l \leftarrow$ la taille de I
Initialiser le vecteur des distances $d = (d_1, d_2, ..., d_l) = (0, 0, ..., 0)$
pour j allant de 1 à m **faire**
  Trier les individus suivant l'objectif f_j
  $d_1 = d_l = \infty$ distance associée au meilleur et au pire point.
  pour i allant de 2 à $l - 1$ **faire**

$$d_i = d_i + \frac{f_j(I(i+1)) - f_j(I(i-1))}{f_j^{max} - f_j^{min}}$$

  fin pour
fin pour

Nous définissons donc un opérateur nommé opérateur de comparaison encombré ($<_n$) qui permet de comparer les individus pour sélectionner la nouvelle génération (P_{t+1}), si le rang d'un individu est plus petit, il est sélectionné (on préfère l'individu appartenant au front d'ordre le plus petit). Si non (deux individus appartenant au même front), on sélectionne l'individu qui a la distance d'encombrement la plus élevée. On a donc un individu de la population a deux attributs :

– Le rang d'un individu z_{rang}
– La distance d'encombrement $z_{distance}$

Soit z et w deux individus de la population :

$$z <_n w \quad si \quad z_{rang} < w_{rang} \qquad ou \qquad (z_{rang} = w_{rang}) \quad et \quad z_{distance} > w_{distance}$$

NSGA-II est un algorithme de recherche robuste basé sur les principes de l'évolution biologique. En effet, à chaque itération, une nouvelle population de solutions "Offspring population" est créée à partir de la population parente. il comprend principalement les étapes suivantes[21] :

– L'initialisation de chaque valeur des paramètres dans l'algorithme NSGA II et la génération de la population initiale,
– L'utilisation d'un tri rapide non dominé pour évaluer le statut de chaque individu dans la population (l'affectation de chaque individu à un front adéquat),
– L'application des opérateurs génétiques (sélection, croisement et mutation),
– L'élitisme est assuré par comparaison basée sur la distance d'encombrement des individus de la population courante avec la précédente.

Ces étapes sont illustrées dans la figure 2.21.

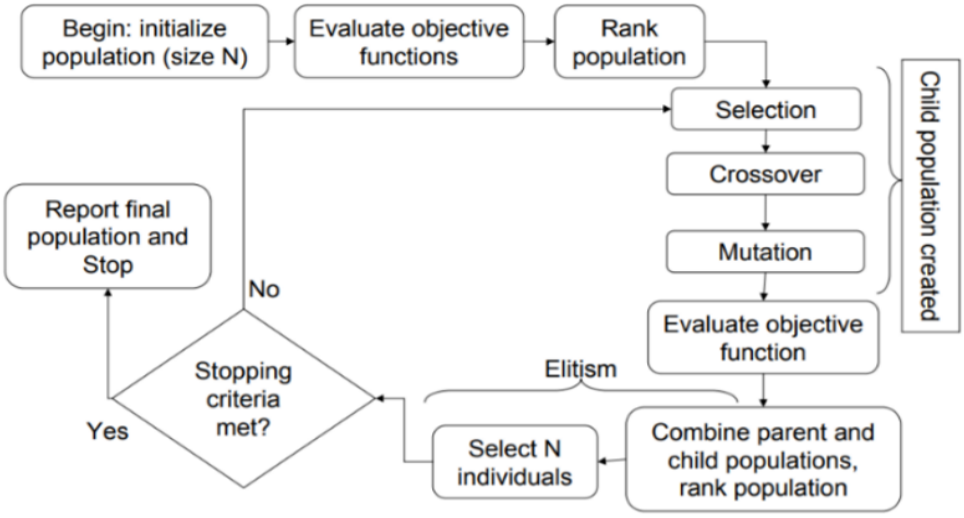


FIGURE 2.21 – Schéma de l'approche NSGA-II

2.9.2 Adaptation de NSGA-II pour résoudre le problème

Comme nous avons expliqué, l'emplacement optimal d'une infrastructure des véhicules électriques à recharge sans fil dynamique dans cette section est un problème d'optimisation multi objectifs avec les fonctions objectifs suivantes :

– L'objectif qui minimise la capacité de la batterie,
– L'objectif qui minimise le nombre des segments actifs et d'onduleurs.

Pour obtenir la meilleure solution, nous évaluons chacune de ces fonctions objectifs et nous déterminons laquelle des différentes alternatives trouvées répond mieux à tous les objectifs [91]. Pour résoudre ce problème, nous avons adapté des algorithmes évolutionnistes, qui étudient les différentes alternatives. Plus précisément, la méthode NSGA-II (nondominated sorting genetic algorithm II). À chaque itération, une nouvelle population "Population progéniture" est créée à partir de la population parente, en appliquant les opérations de sélection, de croisement et de mutation.

Codage d'une solution

Avant de commencer l'exécution des étapes de l'algorithme NSGA-II, il nécessite un codage et une définition appropriés de chaque individu de la population. Dans notre cas, chaque solution est présentée sous la forme de trois matrices. La matrice des segments de recharge dans la voie origine-destination (O-D), la matrice des segments de recharge dans la voie destination-origine (D-O) et la matrice des onduleurs. Chaque ligne de ces matrices représente un arc dans le réseau (voir la figure 2.22).

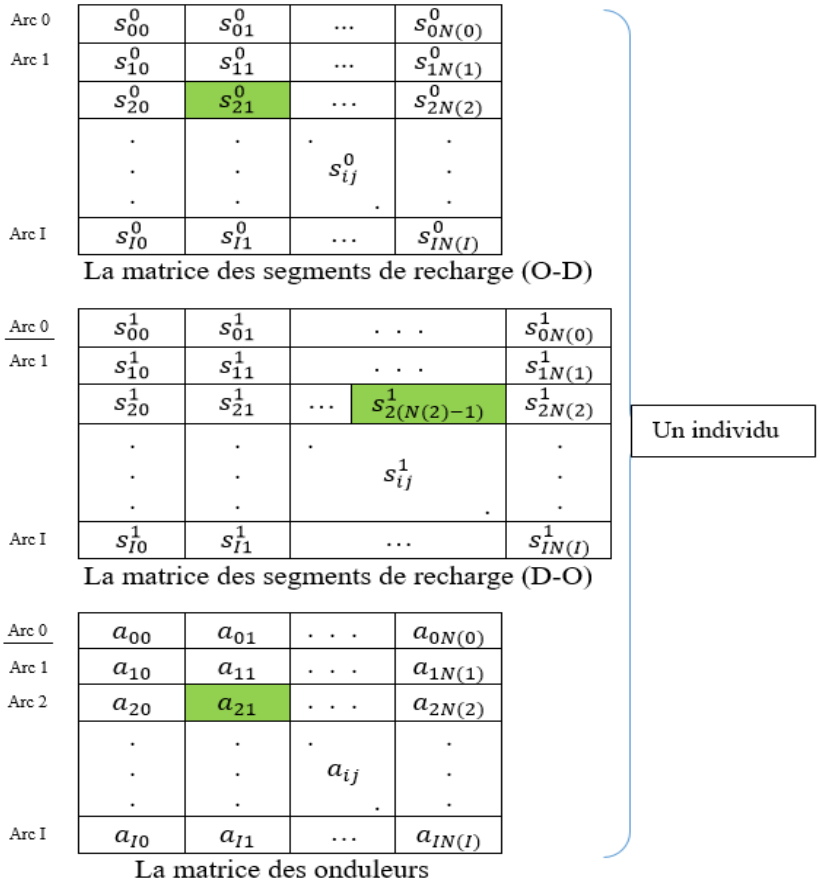


FIGURE 2.22 – Codage d'un individu

Pour clarifier notre codage, nous prenons par exemple l'arc indexé par 2 dans le réseau, il est codé par la troisième ligne dans toutes les matrices. Après la discrétisation de l'arc à un ensemble de segment, un segment est composé de trois lignes (voir la figure 2.23), une indique la voie direct (O-D), la deuxieme ligne pour insttaler les segments dans la voie indirect (D-O) et la dernière ligne placée entre les deux lignes précédentes indique l'emplacement des onduleurs. Les cases vertes dans les matrices indiquent le même segment dans l'arc 2, pour la matrice (O-D) il est indexé par s^0_{21}, pour la matrice (D-O) il est indexé par $s^1_{(2(N(2)-1))}$, et dans la matrice des onduleurs a_{21}.

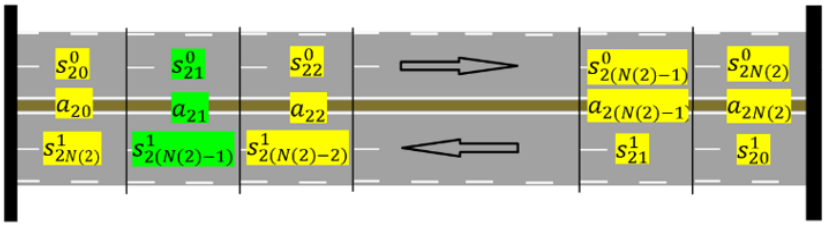


FIGURE 2.23 – La discrétisation de l'arc 2

La première étape consiste à générer une population, ce qui nécessite la génération d'un individu. Dans notre cas, pour générer un individu nous étudions dans un premier temps l'installations des segments de recharge dans la voie direct (O-D), tout en respectant les contraintes du modèle. Après avoir fini la voie directe dans le réseau, nous étudions la deuxième voie (D-O). Cette fois, à l'aide d'une heuristique qui permet de trouver les emplacements des segments de recharge en maximisant le nombre des segments de recharge en parallèle (autrement dit activer les deux voies dans le même segment) afin de minimiser le nombre d'onduleurs à utiliser. Les principales étapes de cette génération sont présentées dans l'algorithme 2.

Pour appliquer la méthode NSGA-II, nous avons généré une population de N individus en utilisant l'algorithme précédent, ensuite nous avons appliqué les opérateurs de sélection, de croisement et de mutation à chaque itération tant qu'un critère d'arrêt n'est pas vérifié. Les autres opérateurs sont illustrés dans les sous sections suivantes.

Opérateur de croisement

Puisque chaque individu est représenté par trois matrices, le croisement que nous avons utilisé se fait également en trois parties. Le premier est un croisement de deux matrices des segments de recharge (O-D) $S1$ et $S2$ de deux individus parents $P1$ et $P2$. Les matrices $Sx1$ et $Sx2$ sont le résultat de ce croisement. Le second est un croisement de deux matrices des segments de recharge (D-O) et le troisième est un croisement de deux matrices d'onduleurs. Les matrices enfants des onduleurs sont générées à partir des deux matrices enfants (O-D) et (D-O). Le croisement proposé se déroule en deux phases :

Algorithm 2 Génération d'un individu

initialisation des paramètres
pour chaque ligne **faire**
  initialiser la charge des véhicules par $\Delta T \times P_c^{'}$
fin pour
pour chaque arc i **faire**
  pour chaque segment j **faire**
    pour chaque véhicule passe par j allant de l'origine à la destination **faire**
      si la charge de la batterie est inférieur à I_{lw} **alors**
        activer le segment j
      sinon
        ne pas activer le segment j
      finsi
      si la charge de la batterie est supérieur à I_h **alors**
        ne pas activer le segment j
      finsi
    fin pour
  fin pour
fin pour
pour chaque arc i **faire**
  pour chaque segment j **faire**
    pour chaque véhicule passe par j allant de la destination à l'origine **faire**
      si la charge de la batterie est inférieur à I_{lw} **alors**
        activer le segment j
      sinon
        si la charge de la batterie est supérieur à I_h **alors**
          ne pas activer le segment j
        sinon
          si si le segment de la voie (O-D) est actif **alors**
            activer le segment j
          finsi
        finsi
      finsi
    fin pour
  fin pour
fin pour
fin

– La première phase consiste à choisir aléatoirement un point de croisement k pour chaque arc de l'intervalle $[0, N(i)]$ puis à échanger les k premières cases entre les deux parents pour générer deux enfants $Sx1$ et $Sx2$ (exemple dans la figure 2.24)

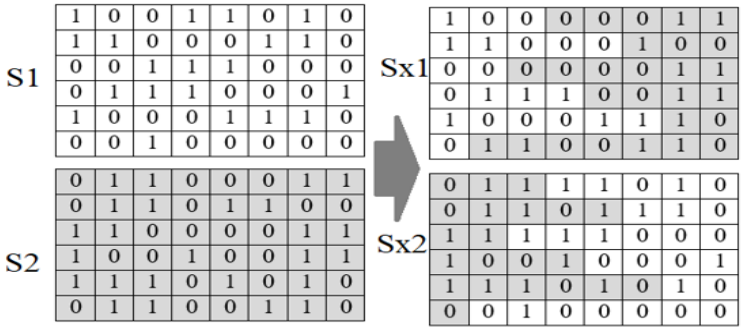


FIGURE 2.24 – Exemple de la première phase de la procédure de croisement

– Après le croisement, les individus enfants sont produits. Reste à vérifier si les nouveaux individus sont réalisables. La deuxième phase, consiste à vérifier si les solutions trouvées sont réalisable, si non à l'aide d'une heuristiques illustrées dans l'algorithme 3 on effectue une correction sur les individu pour les rendez réalisables.

Algorithm 3 Correction d'un individu

Entré : un individu
pour chaque arc i **faire**
  pour chaque point de croisement k choisit dans l'arc i **faire**
    pour chaque véhicule passe par l'arc i **faire**
      $u = k$
      tantque $u < N(i)$ **faire**
        si la charge de la batterie est inférieur à I_{lw} **alors**
          activer le segment u
        finsi
        si la charge de la batterie est supérieur à I_h **alors**
          ne pas activer le segment u
        finsi
        $u = u + 1$
      fin tantque
    fin pour
  fin pour
fin pour

Opérateur de mutation

Une reproduction utilisent uniquement l'opérateur de croisement peut produire des solutions optimales locales, pour cela, afin d'explorer l'espace de recherche, nous appliquons l'opérateur de mutation, qui permet de modifier les gènes d'un individu afin de trouver d'autres soluthions très différentes. Le choix des gènes se fait aléatoirement dans chaque arc du réseau, et la modification se fait en gardant la charge restante dans la batterie de chaque véhicule entre la charge minimale I_{lw} et la charge maximale I_h.

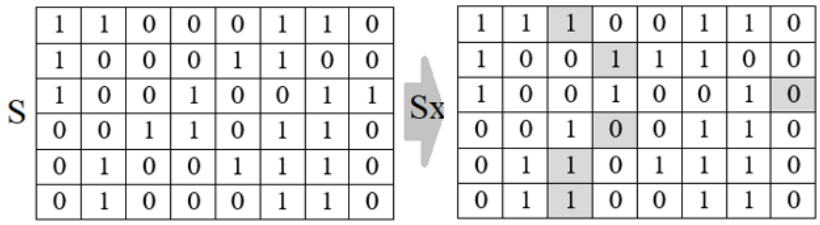


FIGURE 2.25 – Fonctionnement de l'opérateur de mutation

Etape de remplacement

L'étape de remplacement est basée sur les opérateurs de comparaison définit dans les sections précédentes. Après l'étape de reproduction, une nouvelle population est créé, et ensuite la nouvelle et l'ancienne population (parent et enfant) sont réunies pour former une population de taille $2N$. Les opérateurs de comparaison interviennent dans le choix des solutions à inclure dans la génération suivante à partir de cette population de taille $2N$.

Critère d'arrêt

Au niveau de chaque génération dans la méthode NSGA-II, nous générons une nouvelle population de même taille par application des opérateurs génétiques. Nous regroupons les individus parents et les individus enfants pour construire une population temporaire, puis appliquons l'approche de tri non-dominé rapide pour former la population des individus parents pour la génération suivantes et nous répétons ces étapes tant que le critère d'arrête n'est pas vérifié. Puisque les optimums des fonctions objectifs étudiée ne sont pas connus, nous avons fixé notre critère d'arrête dans ce problème sur un nombre maximale des itérations à effectuer après une analyse du comportement du programme.

Dans la section suivante nous traitons le cas d'un exemple réel. Appliquer une méthode exacte dans ce cas n'est pas praticable, c'est pour cela nous adaptons la méthode approchée NSGAII (afin de comparer nos résultats avec les résultats existent dans la littérature). Avant d'attaquer cette adaptation, nous appliquons cette méthode approché sur l'exemple utilisé dans la validation résolu par une méthode exacte, qui donne

des solutions optimales, afin de montrer l'efficacité de la méthode approchée NSGAII). Le tableau 2.4 montre les résultats obtenus en appliquant la méthode NSGAII et les résultats trouvés en utilisant le logiciel CPLEX (méthode exacte). Pour présenter les résultats trouvés, nous calculons le pourcentage des segments actifs dans chaque arc (PSA), le nombre des onduleurs pour chaque arc (NO), le nombre des segments actifs (NSA) et le coût des onduleurs et des segments actifs (COSA). Nous avons obtenu les résultats présentés dans le tableau suivant :

TABLE 2.4 – Comparaison des résultats obtenus par NSGAII et CPLEX

	CPLEX				NSGAII			
I_b	NAS	NO	PSA	COSA	NAS	NO	PSA	COSA
19 KWh	48	31	29	157880	48	31	29	1557880
21 KWh	40	26	25	13400	42	27	26	137460

Dans le tableau 2.4, nous pouvons remarquer que les résultats obtenus dans le cas de $I_b = 19$ kWh sont les mêmes pour les deux méthodes (CPLEX et NSGAII). Puisque nous avons fixé le nombre maximum d'itérations à 100 et que l'espace de recherche s'élargit pour le second cas ($I_b = 21$ kWh), les résultats sont très similaires à la solution optimale trouvée par CPLEX (logiciel basé sur une méthode exacte) ce qui montre la performances de NSGAII.

2.10 Étude expérimentale

La recharge dynamique des autobus électriques permet de se recharger les autobus tout en se déplaçant. Cela montre d'une part l'avantage d'éviter le temps supplémentaire pour la recharge au cours de la journée, et d'autre part, augmenter l'autonomie de la batterie utilisée. Un réseau des autobus dans une ville est modélisé sous forme d'un réseau présenté dans la figure 2.26. Dans ce réseau des autobus, le départ de chaque autobus au début de la journée est à partir du dépôt noté dans la figure par " 0 " et par la suite chaque autobus entre dans un sous-réseau. Un autobus réalise un aller-retour entre un départ et une destination, c'est pour cette raison le réseau des autobus est le cas le plus pratique de cette étude.

Dans cette étude, nous proposons une étude stratégique de l'installation d'une infrastructure d'un réseau des autobus électrique qui assure à chaque autobus un déplacement entre une origine et une destination (aller-retour) sans rester en rupture de recharge.

Puisque dans le réseau global nous trouvons des sous réseaux qui sont indépendants. Donc il suffit d'étudier chaque sous réseau séparément aux autres, Ce qui donne un réseau de la forme présenté dans l'exemple d'application (figure 2.27). Afin de confirmer

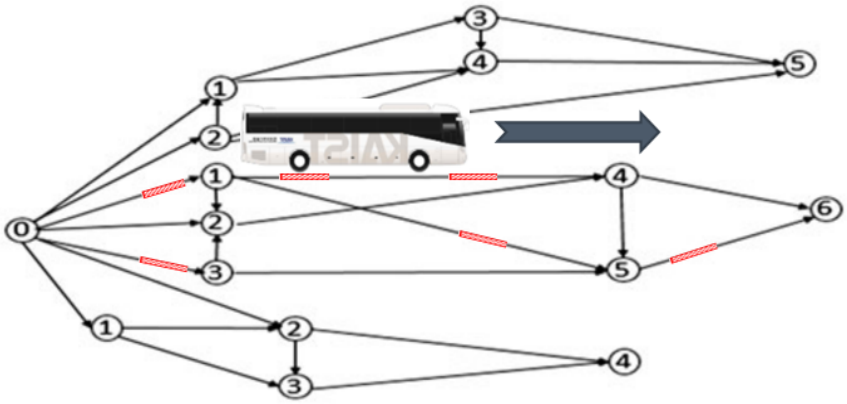


FIGURE 2.26 – Modélisation du réseau des autobus

l'efficacité de notre modélisation en utilisant la méthode approché NSGA-II expliquée dans ce chapitre, nous allons travailler sur ce modèle du réseau.

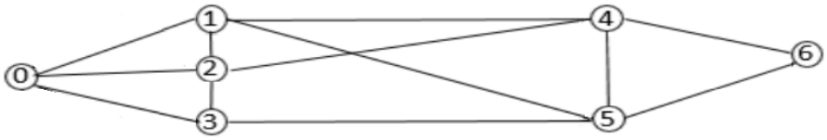


FIGURE 2.27 – Un sous réseau extrait dans le reseau des autobus

L'approche NSGA-II appliqué a été implémenté en utilisant le langage C++ sur un Intel (R) Xeon (R) W 2155 (20 processeurs) à 3,3 GHz, avec 32,768 Go de RAM pour tester la qualité et les performances de NSGA-II et du modèle proposé. Dans un premier temps, nous avons attaqué un exemple d'étude dans la littérature dont l'objectif est de comparer les résultats trouvés dans notre étude avec les résultats trouvés dans la littérature [85]. Le réseau de transport de cet exemple est composé de 10 nœuds et 13 arcs comme il est illustré sur la figure 2.28, et on note chaque point d'intersection de deux lignes différentes par inter.

La visualisation du réseau de transport a permis de déterminer l'ensemble des arcs qui compose le graphe qui modélise le réseau. Dans un premier temps, nous avons subdivisé chaque arc en un ensemble de segments de même longueur. Le tableau 2.5 présente l'ensemble des arcs du réseau et le nombre de segments dans chaque arc après le découpage. Dans un deuxième temps, nous avons généré les données nécessaires relatives à chaque segment dans chaque ligne afin d'estimer l'énergie requise de la batterie à chaque segment. Nous notons que le même arc peut ne pas avoir la même attribution de segments actifs entre la voie direct (O-D) et la voie indirect (D-O). Puisque l'allocation des segments actifs sur chaque arc sera faite en considérant les arcs qui le précèdent ainsi

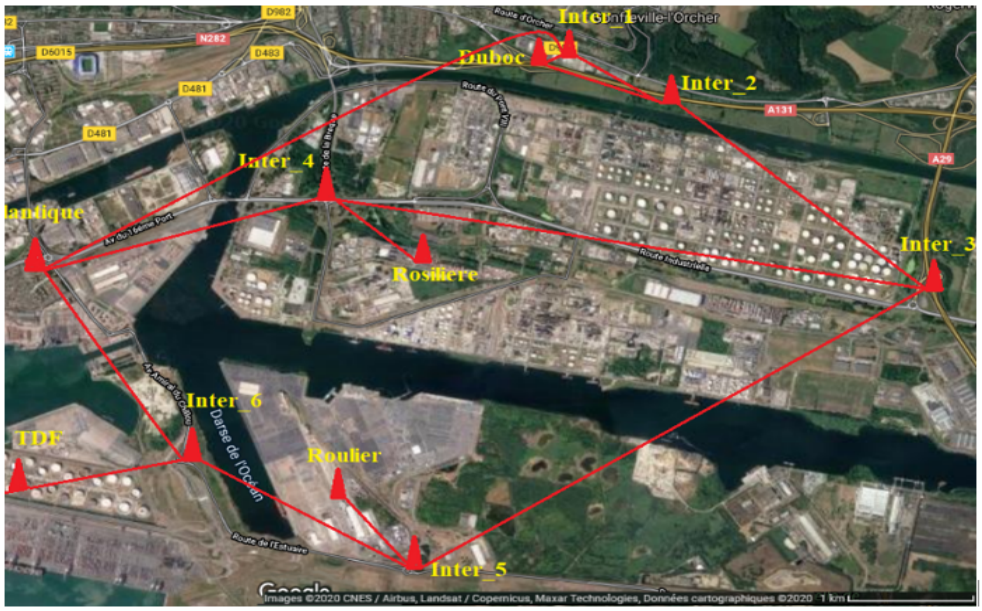


FIGURE 2.28 – Réseau de transport

que toutes les lignes auxquels il appartient et la puissance requise dans chaque direction est différente puisque nous prenons en compte dans son calcul les forces aérodynamiques.

TABLE 2.5 – Nombre des segments dans chaque arc

Arc	Nombre des segments	Arc	Nombre des segments
Duboc-Inter1	18	Inter1-Duboc	17
Inter1-Inter2	28	Inter2-Inter1	29
Inter2-Inter3	72	Inter3-Inter2	83
Inter3-Inter4	104	Inter4-Inter3	104
Inter3-Inter5	162	Inter5-Inter3	166
Inter5-Inter6	42	Inter6-Inter5	48
Inter6 - TDF	50	TDF-Inter6	50
Duboc-Inter2	26	Inter2-Duboc	40
Inter5-Roulier	30	Roulier-Inter5	32
Inter4- Atlantique	50	Atlantique-Inter4	46
Inter1- Atlantique	124	Atlantique-Inter1	116
Inter6- Atlantique	48	Atlantique-Inter6	52
Inter4- Rosiliere	28	Rosiliere-Inter4	28

Les véhicules se déplacent sur des lignes connus, tous les véhicules partent de Duboc (origine), et reviennent à Duboc soit par les mêmes lignes (les cas des trajets 1, 2, 3, 4,

5), soit par d'autres lignes (le cas des trajets 6, 7). Les lignes des véhicules sont définis comme suit :

- Ligne 1 : Duboc, Inter1, Inter2, Inter3, Inter5, Inter6, TDF
- Ligne 2 : Duboc, Inter1, Inter2, Inter3, Inter4, Atlantique, Inter6, TDF
- Ligne 3 : Duboc, Inter2, Inter1, Atlantique, Inter6, TDF
- Ligne 4 : Duboc, Inter1, Inter2, Inter3, Inter5, Roulier
- Ligne 5 : Duboc, Inter2, Inter1, Atlantique, Inter6, Inter5, Roulier
- Ligne 6 : Duboc, Inter1, Inter2, Inter3, Inter4, Rosiliere, Inter4, Atlantique, Inter6, Inter5, Roulier
- Ligne 7 : Duboc, Inter1, Inter2, Inter3, Inter5, Roulier
- Ligne 8 : Duboc, Inter2, Inter1, Atlantique, Inter4, Rosiliere
- Ligne 9 : Duboc, Inter1, Inter2, Inter3, Inter4, Rosiliere.

Nous utilisons les mêmes données dans la section de validation. Chaque arc est subdivisé en un ensemble de segments d'une longueur égale à 50 m. Le tableau 2.6 montre les valeurs des autres données.

TABLE 2.6 – Valeurs des données et paramètres

Donnée et paramètre	Valeur
P_c	800
C_c	60
C_i	5000
L_m	250
γ	0.2
μ	0.8
C_b	400
K	10

Le choix des paramètres influence sur les résultats, pour cela, afin d'identifier les meilleurs paramètres à utiliser, nous exécutons plusieurs fois l'algorithme avec des différentes valeurs des paramètres de la méthode (coefficients de croisement et de mutation). Nous avons lancé dans un premier temps notre programme avec les différentes tailles de la population {10, 50, 100}, puisque les meilleures solutions sont trouvées par une population de taille 50 individus, nous avons fixé la taille dans cette valeur, et notons que le critère d'arrêt est un nombre maximum d'itérations fixé à 100 pour cette taille de population. L'ajustement final des paramètres d'algorithme proposés est présenté dans le tableau 2.7.

Nous avons lancé notre programme avec une population de taille 50 individus, dans notre travail nous traitons deux objectifs ; le premier est la minimisation du nombre de segments de recharge et d'onduleurs à installer et le second objectif permet de minimiser

TABLE 2.7 – Réglage des paramètres de l'approche

Paramètre	Valeur
Taille de la population	{10, 50, 100}
Coefficients de croisement	0.6
Coefficients de croisement	0.3
Nombre maximal d'itérations	100

la capacité de la batterie dans les véhicules. Après avoir trouvé un front de Pareto, le décideur a le choix de la bonne solution parmi les solutions du front, e choix repose sur un ensemble de critères. Afin de faire une comparaison avec les résultats trouvés dans la littérature sur le même exemple d'étude pour montrer l'efficacité de notre modèle, nous présentons trois solutions parmi les solutions trouvées. Pour cela, nous donnons pour chaque arc le nombre de segments actifs (NSA) et le nombre d'onduleurs (NO) avec une capacité de batterie égale à 17 KW, 19KW, 21KW. Pour mieux clarifier nos résultats, nous calculons le pourcentage de segments actifs (PSA) dans chaque arc.

Pour l'installation des onduleurs, nous notons que les indices des arcs diffèrent d'une voie à une autre, mais dans le cas d'installation des onduleurs toujours un arc est indexé par deux nombre, c'est à dire le nombre d'onduleur à installer ans arc i est le même pour l'autre arc de l'autre voie. Les tableaux suivants présentent les détails de chaque solution :

TABLE 2.8 – Résultats trouvés dans le cas de $I_b = 17 \quad KWH$

Arc nu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9
NSA	00	00	17	34	24	30	31	19	00
NO	02	02	05	16	11	09	14	07	00
PSA (%)	00,00	00,00	60,71	27,41	33,33	65,21	29,80	36,53	00,00

Arc nu.	10	11	12	13	14	15	16	17	18
NSA	51	18	18	00	06	08	08	39	23
NO	22	05	07	00					
PSA (%)	31,48	36,00	37,50	00,00	33,33	30,76	28,57	31,45	31,94

Arc nu.	19	20	21	22	23	24	25	26
NSA	14	33	16	00	50	05	15	00
NO								
PSA (%)	30,43	31,73	30,76	00,00	30,86	10,00	31,25	00,00

Total NSA= 459 **Total NO**= 100 **Moyenne des PSA** (%)= 26,11

TABLE 2.9 – Résultats trouvés dans le cas de $I_b = 19 \quad KWH$

Arc nu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9
NSA	00	00	08	40	30	21	36	14	00
NO	02	02	04	16	11	07	15	06	00
PSA (%)	00,00	00,00	28,57	32,25	41,66	45,65	34,61	26,92	00,00

Arc nu.	10	11	12	13	14	15	16	17	18
NSA	48	17	14	15	06	08	08	39	23
NO	20	04	08	03					
PSA (%)	29,62	34,00	29,16	50,00	33,33	30,76	28,57	31,45	31,94

Arc nu.	19	20	21	22	23	24	25	26
NSA	14	33	16	00	50	02	15	00
NO								
PSA (%)	30,43	31,73	30,76	00,00	30,86	04,00	31,25	00,00

Total NSA= 457 **Total NO**= 98 **Moyenne des PSA** (%)=25,67

TABLE 2.10 – Résultats trouvés dans le cas de $I_b = 21 \quad KWH$

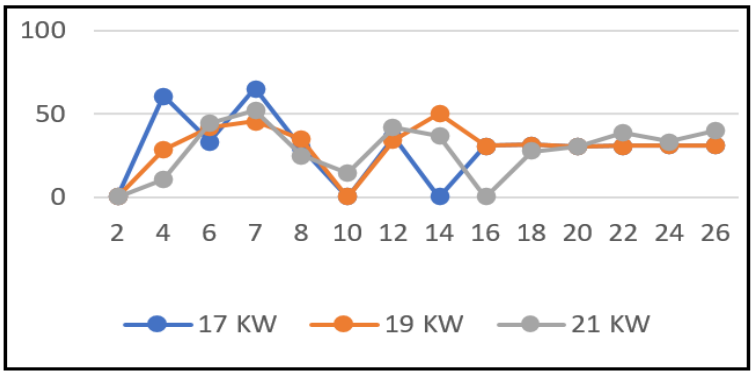
Arc nu.	1	2	3	4	5	6	7	8	9
NSA	00	00	03	40	32	24	26	19	04
NO	00	00	05	15	12	08	11	10	01
PSA (%)	00,00	00,00	10,71	32,25	44,44	52,17	25,00	36,53	14,28

Arc nu.	10	11	12	13	14	15	16	17	18
NSA	46	21	15	00	00	00	20	34	28
NO	20	05	06	00					
PSA (%)	28,39	42,00	31,25	00,00	00,00	00,00	71,42	27,41	38,88

Arc nu.	19	19	20	21	22	23	24	25	26
NSA	14	14	31	20	00	54	00	19	00
NO									
PSA (%)	30,43	30,43	29,80	38,46	00,00	33,33	00,00	39,58	00,00

Total NSA= 450 **Total NO**=93 **Moyenne des PSA** (%)=24,01

FIGURE 2.29 – Le pourcentage des segments actifs



La figure 2.29 représente les pourcentages de segments actifs pour les trois solutions dans certains arcs. On remarque que lorsqu'on compare les pourcentages des segments actifs d'un arc pour les différentes solutions, on constate que la solution pour la capacité de batterie la plus élevée a le plus grand pourcentage des segments de actifs (le cas de l'arc 4 par exemple). On peut expliquer cela par le faite que le caractère aléatoire de la métaheuristique utilisée et le pourcentage donné pour un arc dépend du pourcentage des arcs qui le précède. Pour cela, nous avons utilisé dans notre comparaison le nombre total des segments actifs et d'onduleurs dans le réseau. Le tableau 2.11 résume les résultats trouvés pour trois valeurs différentes de la capacité de la batterie. De plus, nous remarquons que le nombre total d'onduleurs diminue si la capacité de la batterie augmente, pour 17, 19 et 21 KWh nous avons trouvé 100, 98 et 96 onduleurs respectivement. Ce qui est logique, car si la capacité de la batterie augmente, nous aurons plus d'autonomie du véhicule. Pour les segments actifs, le nombre est passé de 459 pour 17 KW à 457 pour 19 KW, et dans le cas de 21 KW, nous avons trouvé 461 segments actifs, cette dernière augmentation peut s'expliquer par la diminution du nombre d'onduleurs. Les onduleurs sont très chers par rapport aux câbles inductifs, pour cela dans notre travail, parmi les objectifs ; minimiser le nombre d'onduleurs dans le réseau avec la possibilité d'utiliser le même onduleur pour les deux voies sur l'itinéraire entre une origine et une destination. Dans ce travail, nous sommes arrivés à minimiser le coût de l'infrastructures en réduisant notamment le nombre d'onduleurs. Le tableau 2.11 présente une comparaison avec les résultats de la littérature (RL) trouvés dans [85] avec

nos résultats (OR) sur le même exemple d'étude.

TABLE 2.11 – Résultats trouvés

	Nombre des onduleurs		Nombre des segments actifs	
	RL	RT	RL	RT
17 kWh	113	100	437	459
19 kWh	107	98	431	457
21 kWh	108	93	429	450

Nous remarquons que même nous avons une petite augmentation du nombre de segments actifs, qui ne dépasse pas 26 segments actifs dans le pire des cas dans toutes les solutions. Nous avons diminué le nombre d'onduleurs de 113 à 100 dans le cas de la capacité de la batterie 17KW, et de 107 à 98 dans le cas de 19KW, de même pour la dernière solution donnée dans la résolution, nous avons toujours une diminution très significative égale à 15 onduleurs. En termes du coût de l'infrastructure, même le nombre de segments actifs augmente, le nombre des onduleurs gagnés influence sur le coût total. Dans notre cas nous notons que dans les trois cas, nous avons réduit le coût total de l'infrastructure (même le nombre des segments actifs augmente) par rapport aux résultats existent dans la littérature. Ce qui montre l'efficacité d'étudier l'infrastructure du réseau avec deux voies en même temps au lieu d'étudier la voie (origine-destination) et d'étudier l'autre voie (destination-origine) séparément. Concernant le compromis entre les deux objectifs ; si nous augmentons la capacité de la batterie, nous pouvons constater une diminution significative du deuxième objectif, ce qui réduit le coût d'installation de l'infrastructure dans le réseau et donc une augmentation du bénéfice de l'entreprise.(voir le tabeau 2.13).

TABLE 2.12 – Valeurs des fonctions objectifs

	Fonctions objectifs			
	f_1		f_2	
	RL	RT	RL	RT
17 KW	68000	68000	591220	527540
19 KW	76000	76000	560860	517420
21 KW	84000	84000	565740	492000

Dans le cas de 17 kWh, le coût des batteries trouvé est de 68000 (premier objectif) et le coût d'installation des émetteurs est de 527540 (deuxième objectif). Si on augmente la capacité dans les batteries de 17 kWh à 19 kWh, le coût des batteries devient 76000 (premier objectif) avec un coût d'installation des émetteurs égal à 517420. Dans le dernier cas du tableau avec une capacité égal 21 kWh, le coût des batteries est de 84000 et le coût de l'émetteur égal à 492000. On peut remarquer que : l'augmentation de la

capacité des batterie augmente automatiquement le coût des batteries installées dans les véhicules et d'autre part réduit le coût des émetteurs à installer dans le réseau c'est à dire un copromis entre les deux objectifs. On constate également que le coût total (coût des batteries + coût des émetteurs) diminue si la capacité des batteries installées dans le réseau augmente. On peut expliquer ça par le nombre de véhicules dans cette étude qui ne dépasse pas 10 véhicules (pas un grand nombre) donc le coût des batteries à installer dans tous les véhicules négligeable par rapport au coût des émetteurs gagnés dans cette augmentation de capacité. On peut avoir le contraire (l'augmentation du coût de l'infrastructure) si le nombre des véhicules est très grand. Dans le tableau suivant, nous avons traité les trois niveaux de la batterie en fonction du nombre des véhicules et nous avons calculé le coût total.

TABLE 2.13 – Coût total en fonction du nombre des véhicules

	Coût total			
Nombre des véhicules	10	20	50	100
17 KW	595540	663540	867540	1207540
19 KW	593420	669420	897420	1277420
21 KW	576000	660000	912000	1332000

Dans ce tableau, on peut remarquer que la variation du coût total selon les trois niveaux de la batterie dépend du nombre des véhicules dans le réseau. Dans le cas de 10 véhicules dans le réseau, si la capacité de la batterie augmente le coût total diminue, ce que nous pouvons expliquer par la diminution du coût des émetteurs à installer dans le réseau et l'augmentation de la capacité des batteries de 10 véhicules (10 batteries) n'influencent pas sur le coût total. Dans les autres cas 50, 100 véhicules l'augmentation de la capacité des batteries augmente le coût de l'infrastructure, nous expliquons cela par le nombre des véhicules qui est plus grand donc l'augmentation du coût de la batterie à utiliser dans chaque véhicule sera significative sur le coût total.

2.11 Conclusion

Dans cette étude, nous avons présenté un modèle d'optimisation pour l'installation d'un système de recharge des véhicules électriques par induction électromagnétique dans un réseau multi-chemin, tout en assurant des déplacement aller-retour entre deux points dans le réseau. Dans ce système, le choix de la capacité des batteries et l'allocation des émetteurs de l'énergie électrique sont les principales variables déterminant la performance du système. Nous avons proposé un modèle mathématique dont l'objectif est de trouver le meilleur compromis entre deux objectifs contradictoires, le coût de la batterie et le coût des émetteurs à installer. Pour valider notre modèle, nous avons testé le modèle à l'aide de l'optimiseur IBM ILOG CPLEX 12.6 sur un exemple de petite taille pour trouver des solutions réalisable dans un temps raisonnable. Pour surmonter ce problème, nous avons démontré l'efficacité de notre modèle par un exemple d'étude réel, en appliquant une métaheuristique appelé NSGA-II.

CHAPITRE 3

La Synchronisation des Autobus par Zone : Modélisation et Résolution par les Systèmes Multi-agents

Résumé

Le transport urbain, en particulier le transport par autobus, est un indice important du développement dans toutes les villes du monde. Le temps d'attente moyen des passagers aux stations de correspondance des autobus est l'une des mesures les plus importantes de l'efficacité du transport par autobus (qualité de service). Dans ce travail, nous introduisons une nouvelle définition de la synchronisation de deux autobus dans les zones de correspondance du réseau. Dans ce contexte, nous présentons une formulation mathématique du problème de synchronisation des horaires des autobus sous forme d'un problème multi-objectif, en se basant sur la synchronisation proposé entre deux autobus dans le réseau. Les objectifs sont de maximiser le nombre des autobus synchronisés et de minimiser le temps d'attente entre les autobus synchronisés. Le problème est NP-difficile, pour cela nous adaptons une approche basée sur les systèmes multi-agents pour le résoudre. Enfin, nous montrons l'efficacité des résultats numériques trouvés par une comparaisons avec les résultats trouvés par la définition classique existe dans la littérature

3.1 Introduction

Le transport public est l'un des secteurs de services essentiels dans l'économie actuelle et future de chaque pays. De plus, les systèmes de transport public sont largement identifiés comme un moyen potentiel de réduction de la pollution, de la consommation d'énergie, des embouteillages, d'amélioration de la mobilité, et de la création de nouveaux emplois. Donc il est évident que, bien qu'il y ait eu une augmentation de la performance des systèmes de transport en commun dans la majorité des pays du monde, il y a un besoin d'amélioration afin de répondre à la demande croissante et de fournir des systèmes de transport en commun plus attractifs et plus conviviaux.

Parmi les systèmes de transport en commun les plus populaires ; les autobus sont les plus couramment utilisés en raison de leur flexibilité, de leur adaptabilité à l'évolution des modes d'emploi et de leurs faibles coûts d'investissement. Pour ces raisons, plusieurs travaux ont été développés dans ce domaine, notamment dans le domaine du transport par autobus, qui est l'épine dorsale du réseau de transports en commun. La planification des réseaux de transport des autobus est répartie dans plusieurs domaines principaux tels que [55] ; la planification des lignes, la génération des horaires, la planification des véhicules et la planification d'équipage.

Dans un grand réseau de transport des autobus, il est extrêmement difficile d'éliminer complètement le temps d'attente. En effet, les origines et les destinations sont reliées par une seule ligne ou par plusieurs lignes avec un certain nombre de points de correspondances. Dans ce cas, les passagers qui souhaitent voyager entre deux points dans le réseau doivent changer la ligne aux points de correspondance. Le temps d'attente est perçu de manière très négative par les utilisateurs qui le considère un temps perdu incontrôlable et ennuyeux. S'il existe un grand nombre de ces points de correspondance, un calendrier "parfait" ne peut être obtenu que si le temps d'attente dans les points de correspondance est nul. Pour une bonne mobilité des passagers dans le réseau de transport urbain par autobus, il est nécessaire d'assurer des possibilités de correspondance entre les différentes lignes avec un temps d'attente minimisé. L'importance des zones de correspondances dans un réseau de transport public est motivée par plusieurs raisons dont l'amélioration des caractéristiques du service du réseau de transport en commun par l'ajoute des lignes suplémentaires dans le réseau contenant des stations de correspondance, et l'amélioration de la qualité de service et une utilisation efficace des ressources.

Le problème est de programmer les autobus dans un réseau de transport urbain afin d'améliorer la qualité de service en minimisant le temps d'attente des passagers dans les différentes stations, créant ainsi une synchronisation maximale qui permet le transfert des passagers d'une ligne à l'autre avec un temps d'attente minimal dans des zones de correspondance. Nous commençons par donner la définition de la synchronisation utilisée dans la littérature, puis nous présentons une nouvelle définition de la

synchronisation entre deux autobus dans une zone de correspondance sur laquelle nous basons dans notre modélisation, nous l'appliquons pour proposer un modèle mathématique. Par la suite, nous proposons une méthode de résolution basée sur l'approche multi-agents composée de plusieurs agents qui explorent simultanément l'espace de recherche et coopèrent pour améliorer et coordonner leurs comportements. Puis, dans deux exemples, nous montrons les avantages de notre définition par rapport à la définition qui existe dans la littérature. Notre objectif est de déterminer les horaires des départs des autobus dans le réseau, sans changer le nombre des autobus dans chaque ligne. Ce processus peut être effectué soit en modifiant les fréquences de service, soit en conservant les fréquences prédéterminées pour les lignes [41]. Dans le premier cas, cela peut entraîner une modification de la taille de flotte requise (par exemple, augmenter le nombre des autobus en service à une ligne). Le deuxième cas n'affecte pas la taille de la flotte et permet les planificateurs de réduire le temps d'attente des transferts en utilisant les ressources existantes.

3.2 Problème de synchronisation des autobus

3.2.1 Etat de l'art

La planification des horaires des autobus est l'une des tâches importantes de l'exploitation et de la planification des transports publics. Il a été abordé récemment dans plusieurs études dont l'objectif est d'améliorer la qualité du service offert aux passagers. L'une des premières idées est de minimiser le temps d'attente pour passer d'une ligne d'un autobus à une autre dans les stations de correspondance, en évitant des temps d'attente extrêmement longs dans les stations de correspondance, ce qui décourage sûrement les usagers du transport en commun [17]. Un travail publié par Ceder et al. [10] aborde le problème de planification des horaires pour un réseau des autobus donné afin de maximiser leur synchronisation. Ils tentent de maximiser le nombre d'autobus arriver aux stations simultanément. Dans ce travail publié par Ceder et al, le problème a été formulé comme un problème de programmation linéaire en nombres entiers mixtes, et un algorithme heuristique a été développé pour résoudre le problème en temps polynomial. L'efficacité de cet algorithme, par rapport aux solutions optimales, est illustrée par une série d'exemples.

Une extension de ce travail présenté par Eranki [26], a lié la synchronisation à une fenêtre temporelle, c'est-à-dire une "arrivée simultanée" a été définie comme une arrivée d'autobus de différents itinéraires à un point de correspondance, de sorte que le temps entre ces arrivées ne dépasse pas la plage de temps d'attente des passagers associée à l'arrêt de transfert. En d'autres termes, à chaque nœud, une borne supérieure et une borne inférieure sont fixées pour les arrivées de deux autobus. L'objectif de cette extension est de maximiser les autobus synchronisés par une heuristique sur des instances de 6 lignes et 9 nœuds au maximum.

Cevallos et al. ont présenté une approche basée sur un algorithme génétique pour l'optimisation du temps de transfert dans le transport des autobus. L'algorithme tente de trouver la meilleure solution possible pour le problème en décalant les horaires existants. La complexité du problème est principalement due à l'utilisation d'un grand ensemble de variables binaires et discrètes. La nature combinatoire du problème entraîne une charge de calcul significative, et il est donc difficile à résoudre le problème avec des méthodes exactes. Les données de planification de Broward County Transit, en Floride, ont été utilisées pour calculer le temps de transfert total [11].

Une étude sur la synchronisation entre les trains et les autobus a été effectué par Shrivastava et al. dans [103], Dans cette étude, les gares de chemin de fer de banlieue d'Andheri et de Vileparle à Mumbai, en Inde, sont prises comme lieux d'étude. La fonction objectif est de minimiser le temps de transfert entre deux services et les coûts d'exploitation des autobus. L'algorithme génétique et une technique d'optimisation robuste sont utilisés pour trouver l'optimum.

Zhigang et al. ont reformulé le problème de planification des horaires présenté par Ceder et al. dans [10] et mis en œuvre la recherche tabou pour résoudre le problème. Jansen et al. [55] ont proposé une méthode pour synchroniser les horaires des autobus afin de minimiser le temps de transfert des passagers dans le réseau avec des distances fixes entre les autobus de la même ligne, la recherche tabou a été appliquée pour résoudre le problème, et le modèle a été testé sur la ville de Copenhague.

Ibarra-Rojas et Rios-Solis [48] ont formulé le problème de planification des horaires des autobus dont l'objectif est de minimiser le nombre des autobus synchronisé pour faciliter les transferts des passagers et éviter le groupage des autobus au long du réseau. Ils ont défini une synchronisation comme arrivées de deux autobus dans une fenêtre de temps. D'autre part ils ont prouvé que la complexité du problème est NP-difficile et donc ils ont utilisé un algorithme de recherche locale itéré pour maximiser le nombre de synchronisations dans le réseau.

Fouilhoux et al. [37] ont abordé la planification des horaires par la modification des horaires de départ pour tous les autobus de chaque ligne, l'objectif est de maximiser la synchronisation des autobus en évitant la congestion des bus aux arrêts communs. Ils ont défini quatre familles d'inégalités valides qui permet de réduire l'espace de recherche pour résoudre le problème de la synchronisation avec une méthode exacte mais pour des petites et moyennes instances. Afin de minimiser le coût total en temps de tous les trajets, un nouveau modèle d'optimisation du réseau de transport en commun a été développé par Feng et al.[30] en tenant compte de l'optimisation non seulement du temps des transferts, mais également des trajets qui doivent effectuer relativement plus de transferts. Un algorithme génétique est proposé pour résoudre le modèle d'optimisation proposé. Le réseau des autobus dans une région urbaine d'une ville dans la

Chine est comme exemple d'étude dans cette recherche.

Ibarra-Rojas et al. [49] ont défini le problème de synchronisation des lignes d'autobus qui détermine la fréquence pour chaque ligne, les horaires (y compris les temps d'attente pour les autobus aux arrêts de transfert) et l'affectation des passagers. Ils ont proposé pour résoudre le problème une formulation non linéaires. Dans l'implémentation, ils ont utilisé un algorithme heuristique itératif basé sur la fixation des variables et la résolution d'une formulation simplifiée avec un solveur commercial.

Dans ce chapitre nous proposons un modèle mathématique qui minimiser le temps d'attente dans les zones de correspondance. L'objectif est de maximiser le nombre d'autobus synchronisé et minimiser le temps d'attente entre les autobus synchronisés ce qui améliore la qualité de service. Pour cela nous proposons une nouvelle définition de la synchronisation entre deux autobus. À notre connaissance, dans la seule définition utilisée dans la littérature liée à une fenêtre de temps, on trouve deux bornes (la valeur maximale et la valeur minimale de la fenêtre de temps). Nous proposons un problème d'optimisation multiobjectif basé sur la nouvelle définition. Pour résoudre le modèle mathématique proposé, comme le problème est NP-difficile une méthode exacte n'est pas praticable, donc, nous avons adapté une approche multi-agents pour le résoudre.

3.2.2 Description du problème

Avant de commencer la planification des horaires d'un réseau des autobus il faut spécifier les objectifs souhaité. Dans notre cas, l'objectifs principale est d'améliorer la qualité de services dans un réseau de transport commun plus particulièrement le réseau de transport des autobus. Selon Guihaire [42], parmi les critères généraux pour mesurer de la qualité du service dans un réseau de transport public, on trouve par exemple :

- Faciliter le déplacement dans le réseau (nombre élevé de connexions possibles, temps d'attente courts),
- Temps de déplacement total minimal (connexions synchronisées, vitesses de déplacement élevées),
- Bonne accessibilité au réseau.

Dans notre travail, le problème traité est la planification des horaires qui représente l'un des meilleurs critères pour mesurer la qualité du service. L'objectif est de planifier les horaires des autobus dans les zones urbaines pour répondre à la demande des passagers en maximisant la qualité de service (la minimisation du temps d'attente dans le réseau). Nous nous concentrons sur le problème de synchronisation des horaires des autobus dont l'objectif est de trouver une solution minimisant le temps d'attente pour chaque passager, spécialement dans les zones de correspondance. Nous notons que le

temps d'attente d'un déplacement est composé des phases suivantes :

- Le temps nécessaire pour arriver au premier arrêt,
- Le temps d'attente au premier arrêt du réseau,
- Le temps du trajet sur l'autobus,
- Le temps d'attente dans les stations de correspondances ...

Du point de vue des passagers, ces différents types du temps d'attente n'ont pas la même importance. Plusieurs études ont montré que les temps d'attente hors véhicule sont plus gênants et ennuyeux pour les passagers que le temps passé dans le véhicule [65, 92]. Plus précisément, ils ont montré que le temps d'attente dans les stations de correspondance est plus important que d'autres [27]. En effet, d'une part, si l'heure de départ est fixée, le passager peut arriver à une station de départ sans temps d'attente initial (temps contrôlable par le passager). En revanche, le temps d'attente dans les stations de correspondance est fixé en fonction des heures de départ des autobus.

La synchronisation des différentes lignes de transport en commun est une activité importante pour augmenter le niveau de service dans les systèmes de transport. En particulier, pour les passagers qui ont des correspondances dans leurs déplacements. La figure 3.1 illustre un exemple de zone de transfert. Dans cet exemple, on constate que, pour changer l'autobus de la ligne i à la ligne j dans la zone de transfert le passager a besoin d'un temps de marche.

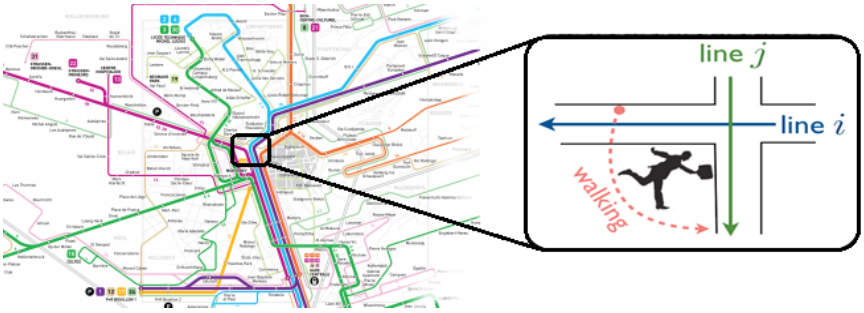


FIGURE 3.1 – Exemple d'une zone de correspondance

Pour assurer une durée de marche à chaque passager dans les zones de correspondances, plusieurs études ont traité ce problème en utilisant la synchronisation clarifiée sur la figure 3.2. Sur cette figure, il y a une fenêtre horaire verte et seuls les autobus de cette fenêtre sont synchronisés avec l'autobus p (les barres sur l'axe du temps sont les heures d'arrivée à la station de chaque autobus), ce qui signifie que l'autobus p synchronise avec l'autobus q (l'autobus q appartient à la fenêtre horaire associée au autobus p).

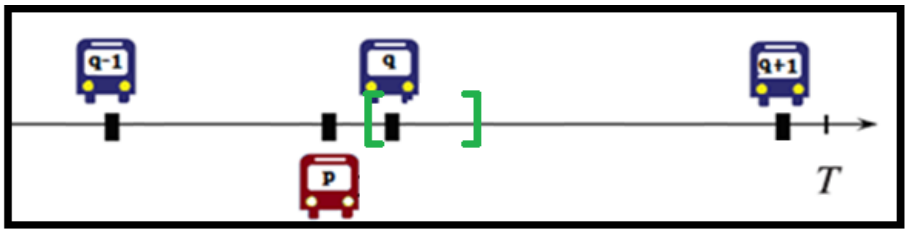


FIGURE 3.2 – Exemple d'une synchronisation

Augmenter le nombre de synchronisations des autobus dans un réseau avec un temps d'attente minimal implique une amélioration de la qualité de service. Pour cela, notre contribution est de maximiser le nombre des autobus synchronisés et au même temps de minimiser le temps d'attente des passagers entre les autobus synchronisés. Dans ce sens nous proposons une définition de la synchronisation qui assure une meilleure minimisation du temps d'attente et sur laquelle nous basons dans notre modélisation mathématique.

Dans cette étude, nous proposons la définition suivante : On dit qu'un autobus p de la ligne i synchronise avec un autobus q d'une autre ligne j si l'heure d'arrivée du couple (q, j) à la station de correspondance après l'heure d'arrivée du couple (p, i) et vérifié les hypothèses suivantes :

- Le autobus q arrive après l'heure d'arrivée de l'autobus p+(le temps de marche)
- Il n'y a pas d'autobus qui arrive entre p et q qui vérifie l'hypothèse précédente.

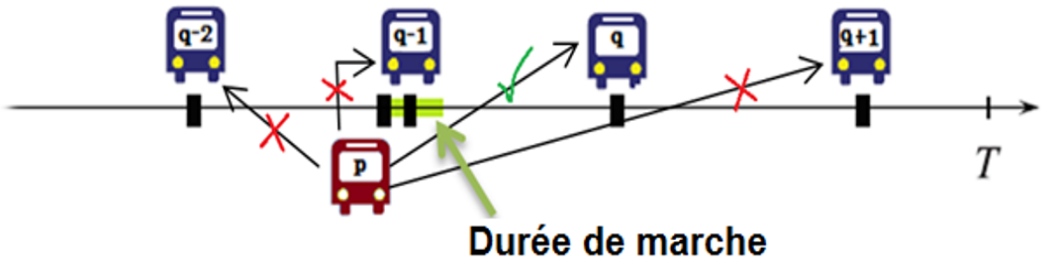


FIGURE 3.3 – Exemple d'une synchronisation par la nouvelle définition

Dans la figure 3.3, l'autobus p ne synchronise pas avec l'autobus p-2 puisque l'autobus q-2 est arrivé à la station avant l'arrivée de l'autobus p. Pour l'autobus q-1 il y a pas de synchronisation même l'autobus q-1 arrive après l'arrivé de l'autobus p, mais dans ce cas si un passager veut changer l'autobus de p vers q-1, il ne peut pas puisque le changement de l'autobus nécessite une durée de marche, ce qui est insuffisant pour monter dans l'autobus q-1. Pour l'autobus q+1 puisque dans cette étude nous n'avons pas considéré la capacité des autobus comme une contrainte, donc si un passager veut changer l'autobus de p vers q+1 il doit monter dans l'autobus q. Finalement la syn-

chronisation qui reste est de l'autobus p avec q dans cet exemple.

Maximiser le nombre des autobus synchronisés en utilisant la définition classique (définition existe dans la littérature) ne minimise pas le temps d'attente dans les zones de transfert d'une manière efficace. En effet, nous étudions les deux exemples suivants, pour montrer les avantages de notre définition :

Dans le premier exemple, nous prenons les cas illustrés sur la figure 3.4. Dans les deux cas, l'autobus p synchronise avec l'autobus q même si le temps d'attente diffère d'un cas à l'autre. Donc, si nous maximisons le nombre des autobus synchronisés, il y a toujours un temps d'attente qui n'est pas nécessaire pour avoir une synchronisation. Ce qui montre que la synchronisation classique n'est pas très pratique dans la minimisation du temps d'attente. Ce que nous prenons en considération dans notre travail en évitant cette situation dans notre modèle mathématique en se basant sur une nouvelle définition de la synchronisation entre les autobus. Les résultats trouvés montrent l'efficacité de la nouvelle définition de notre modèle mathématique proposé.

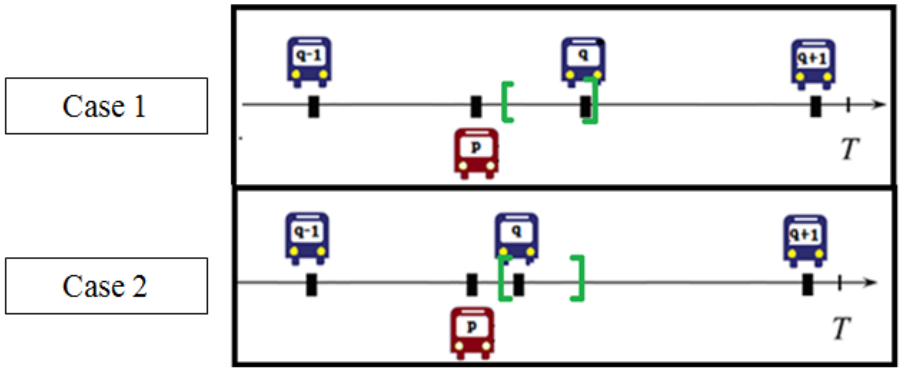


FIGURE 3.4 – Exemple de deux synchronisations

Un autre exemple illustré sur la figure 3.5. Dans cet exemple l'autobus p ne se synchronise pas avec q. Dans ce cas si on maximise juste le nombre des synchronisations on ne peut pas minimiser l'intervalle du temps entre les arrivées de l'autobus p et de l'autobus q même s'il y a une possibilité. Ce qui ne minimise pas le temps d'attente dans les zones de correspondances par la définition classique de la synchronisation.

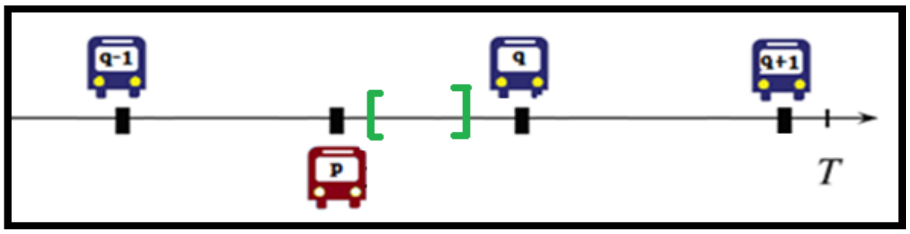


FIGURE 3.5 – Exemple de deux bus non synchronisés

Dans notre travail en utilisant le nouveau sens de la synchronisation, nous avons arrivé à éviter les deux cas expliqués (le temps d'attente non minimiser par la définition classique). En effet, la nouvelle définition ne prend pas en considération la borne supérieur de la fenêtre du temps, ce qui assure une maximisation du nombre des autobus synchronisé et en même temps par l'autre objectif minimiser le temps d'attente pour les autobus synchronisés.

3.2.3 Formulation mathématique

Dans cette section nous proposons un modèle mathématique multi-objectif non linéaire en nombres entiers pour résoudre le problème de planification des horaires dans un réseau de transport des autobus. Les fonctions objectifs de notre modèle sont la maximisation du nombre des autobus synchronisé à l'aide de la nouvelle définition et la minimisation du temps d'attente total dans les zones de transfert. La sortie du modèle est les heures des départs des autobus dans la première station de chaque ligne.

Notations

Les notations suivantes sont utilisées dans ce chapitre afin de modéliser le problème :

- **Ensembles et paramètres**
  - I : Esemble des lignes dans le réseau de transport des autobus
  - $I(i)$: Ensemble des lignes candidats pour avoir une synchronisation avec la ligne i
  - $S(i,j)$: Représente tous les nœuds de synchronisation pour le couple des lignes (i,j)
  - F_i : Nombre d'autobus en service sur la ligne i
  - N_s^{ij} : Nombre moyenne des passagers effectuant une correspondance entre deux autobus de la ligne i vers la ligne j au nœud de correspondance s
  - h_{min}^i : Ecarte minimal (la durée minimale entre deux départs successifs) de la ligne i
  - h_{max}^i : Ecarte maximal (la durée maximale entre deux départs successifs) de la ligne i
  - t_i^s : Instant d'arrivée à la zone de transfert s par la ligne i
  - w_{ijs} : Durée de marche nécessaire pour passer de la ligne i à la ligne j dans la zone s en raison de la forme géométrique de la station
  - Δ_{sip}^{jq} : Durée entre l'arrivée du p ème autobus de la ligne i et du q ème autobus de la ligne j dans la station s.

    Les autobus n'arrivent pas généralement exactement à l'heure prévue ; au contraire, ils sont souvent en avance ou en retard. Bien que les heures d'arrivée et de départ des autobus puissent être considérées comme des fonctions aléatoires, ces fonctions dépendent fortement des heures programmées. Par conséquent, il

semble approprié d'utiliser une distribution de probabilité qui reflète les écarts des horaires programmées par rapport aux arrivées ou aux départs en temps réel des autobus. Les arrivées ou les départs en temps réel peuvent être obtenus à partir des observations manuelles. Dans ce sens une étude a été effectué sur un exemple dans [11]. Ils ont constaté que les avances et les départs des autobus dans les stations suivent la loi log-normale. La figure 3.6 représente les résultats qu'ils sont trouvé sur un histogramme de quatre distributions différentes de probabilité (log-normal, normal, gamma et Weibull)

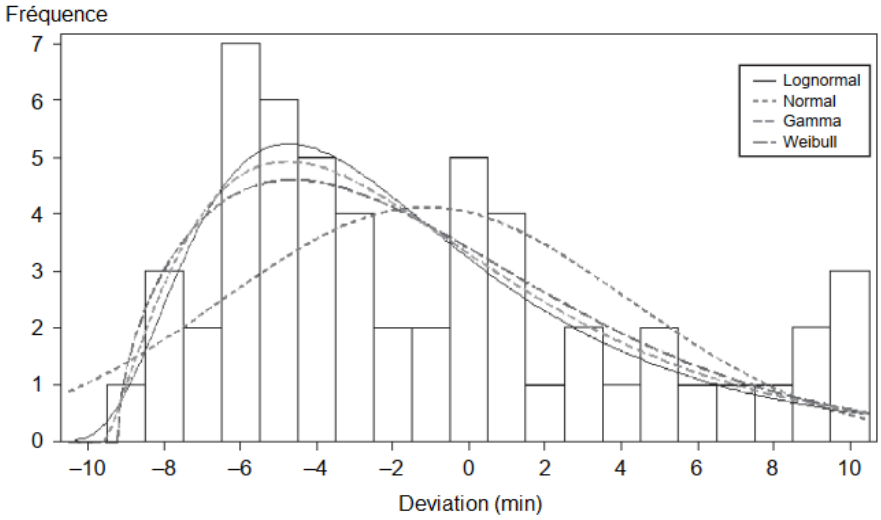


FIGURE 3.6 – Distributions de probabilité pour les arrivées aléatoires des autobus

- Δ_{isp} : Écart par rapport aux horaires programmés en raison des arrivées des autobus aléatoires.

– **Variables de décision**

Dans ce travail nous considérons deux types de variable. Le premier type permet d'identifier les synchronisations entre les autobus ; pour chaque couple d'autobus p et q des lignes i et j respectivement, cette variable prend 1 si il y a une synchronisation entre ces deux autobus dans la station de correspondance s. d'autre part une autre variable qui présente le départ de chaque autobus dans les stations de départ des lignes. Et on a les variables de décision sont les suivantes :

- $Y_{sip}^{jq} = \begin{cases} 1 & \text{Si l'autobus } p \text{ de la ligne } i \text{ synchronise avec } q \text{ de } j \text{ dans la zone } s \\ 0 & \text{Si non.} \end{cases}$
- X_i^p : Représente l'heure de départ du p ème autobus de la ligne i

Modèle multi-objectif

Le modèle mathématique que nous proposons dans ce travail contient deux objectifs dont l'objectif global est d'améliorer la qualité du service dans un réseau de transport

des autobus. Pour cela nous avons attaqué l'un des problèmes les plus gênants pour les passagers, qui est le temps d'attente dans les zones de correspondance. Dans ce sens nous minimisons le temps d'attente dans les zones de correspondance et en même temps nous maximisons les bénéfices opérationnels de la société en créant des nouvelles lignes avec des correspondances dans le réseau.

Les fonctions objectifs

– Le premier objectif est de maximiser le nombre des autobus synchronisés :

$$Max \quad Z = \sum_{i \in I} \sum_{j \in I(i)} \sum_{s \in S(i,j)} \sum_{p=1}^{F_i} \sum_{q=1}^{F_j} N_s^{ij} Y_{sip}^{jq}$$

– Le deuxième objectif est de minimiser le temps d'attente dans les stations de synchronisation :

$$Min \quad Z = \sum_{i \in I} \sum_{j \in I(i)} \sum_{s \in S(i,j)} \sum_{p=1}^{F_i} \sum_{q=1}^{F_j} N_s^{ij} Y_{sip}^{jq} \Delta_{sip}^{jq}$$

Les contraintes du modèle mathématique

$$\Delta_{sip}^{jq} = (X_j^q + t_j^s + \Delta_{jsq}) - (X_i^p + t_i^s + \Delta_{isp} + \omega_{ijs}); \quad \forall i \in I \forall j \in I(i) \forall s \in S(i,j) \; \forall p \in \{1..F_i\} \forall q \in \{1..F_j\} \tag{3.1}$$

La contrainte (3.1) définit Δ_{sip}^{jq} qui est le temps d'attente nécessaire pour un passager de passer de l'autobus q vers l'autobus p dans la zone s, en prenant en considération le temps de marche ω_{ijs} et les arrivées aléatoires des autobus. Dans la figure 3.7 nous présentons cette définition en indiquant le temps de marche w_{ijs}.



FIGURE 3.7 – La représentation graphique de Δ_{sip}^{jq}

$$X_i^{F_i} \leq T \qquad \forall i \in I \tag{3.2}$$

La contrainte (3.2) assure que les départs des autobus appartiennent à l'horizonne de planification T.

$$h_{min}^i \leq X_i^{p+1} - X_i^P \qquad \forall i \in I \forall P \in \{1..F_i - 1\} \tag{3.3}$$

La contrainte (3.3) assure que l'écart entre les départs de deux autobus consécutifs est supérieure à une valeur minimale.

$$X_i^{p+1} - X_i^P \leq h_{max}^i \qquad \forall i \in I \forall P \in \{1..F_i - 1\} \tag{3.4}$$

La contrainte (3.4) garantit une fixation des départs de deux autobus consécutifs qui ne dépasse pas une valeur maximale.

$$M(Y_{sip}^{jq} - 1) \leq \Delta_{sip}^{jq} \qquad \begin{array}{r} \forall i \in I \forall j \in I(i) \forall s \in S(i,j) \\ \forall p \in \{1..F_i\} \forall q \in \{1..F_j\} \end{array} \tag{3.5}$$

Cette contrainte assure que chaque autobus de la ligne i ne synchronise pas avec les autobus de la ligne j déjà passé à la station de synchronisation, c'est-à-dire si $\Delta_{sip}^{jq} < 0$ alors $Y_{sip}^{jq} = 0$. La figure suivante montre un exemple du cas traité.

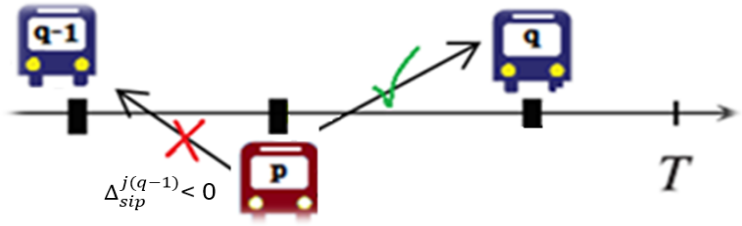


FIGURE 3.8 – Exemple du cas traité dans la contrainte (3.5)

$$\Delta_{sip}^{jq} Y_{sip}^{j(q+1)} \leq 0 \qquad \begin{array}{r} \forall i \in I \forall j \in I(i) \forall s \in S(i,j) \\ \forall p \in \{1..F_i\} \forall q \in \{1..F_j - 1\} \end{array} \tag{3.6}$$

$$\sum_{k=1}^{F_j} Y_{sip}^{jk} \leq 1 \qquad \begin{array}{r} \forall i \in I \forall j \in I(i) \forall s \in S(i,j) \\ \forall p \in \{1..F_i\} \end{array} \tag{3.7}$$

Les contraintes (3.6) et (3.7) assurent que à chaque autobus p de la ligne i synchronise au plus avec un seul autobus de la ligne j et qui arrive après p directement. On suppose que l'autobus q peut prendre tous les passagers qui sont sur l'autobus p de la ligne i et qui souhaitent changer la ligne i vers la ligne j dans la station s sans attendre l'autobus q+1 de la ligne j. Dans le cas où $\Delta_{sip}^{jq} > 0$, il n'y aura pas de synchronisation entre l'autobus p de la ligne i et l'autobus p+1 de la ligne j. En effet, on a forcément $Y_{sip}^{j(q+1)} = 0$. Ce cas est illustré dans la figure 3.9.

$$\Delta_{sip}^{jq} Y_{sip}^{jq} \leq X_i^{p+1} - X_i^p \qquad \begin{array}{r} \forall i \in I \forall j \in I(i) \forall s \in S(i,j) \\ \forall p \in \{1..F_i - 1\} \forall q \in \{1..F_j\} \end{array} \tag{3.8}$$

La contrainte (3.8) garantit que l'on ne peut pas avoir deux autobus de la ligne i synchronisés avec le même autobus de la ligne j. Pour clarifier cela, prenons l'exemple suivant (voir la figure 3.10).

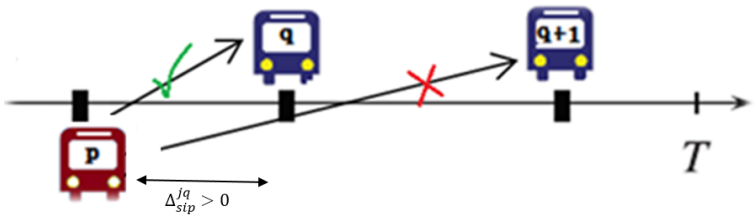


FIGURE 3.9 – Exemple du cas traité dans la contrainte (3.6)

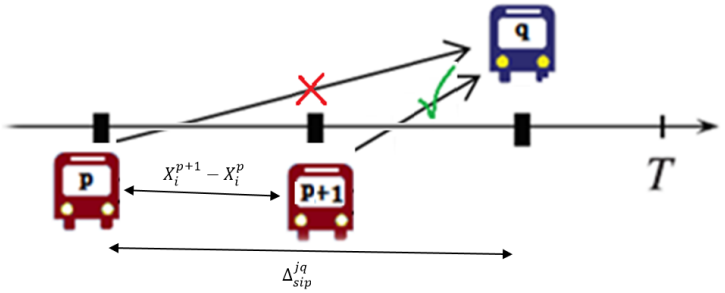


FIGURE 3.10 – Exemple du cas traité dans la contrainte (3.8)

Dans ce cas, nous avons que $\Delta_{sip}^{jq} < X_i^{p+1} - X_i^p$ implique $Y_{sip}^{jq} = 0$. Par conséquent, il n'y aura pas de synchronisation entre l'autobus p de la ligne i et l'autobus q de la ligne j, mais il y aura une synchronisation entre l'autobus p+1 de la ligne i et l'autobus q de la ligne j. Ainsi, les passagers qui souhaitent changer l'autobus de la ligne i vers la ligne j dans la station s doivent choisir l'autobus p+1 au début de la ligne au lieu de l'autobus p pour éviter plus de temps d'attente dans cette station de correspondance.

$$Y_{sip}^{jq} \in \{0,1\} \qquad \forall i \in I \forall j \in I(i) \forall s \in S(i,j) \; \forall p \in \{1..F_i\} \forall q \in \{1..F_j\} \tag{3.9}$$

$$X_i^p \in \mathbb{N} \qquad \forall i \in I \forall p \in \{1..F_i\} \tag{3.10}$$

Les deux dernières contraintes (3.9) et (3.10) définissent le domaine de décision des variables. Le premier type de variable sont des variables binaires dont chaque variable peut prend deux valeurs 1ou 0, et le deuxième type sont des variable en nombres entiers où chaque variable peut avoir une valeur dans $\mathbb{N}$

Avant de résoudre le problème, nous devons vérifier les deux inégalités suivantes. Le problème est irréalisable sauf que ces deux inégalités soient vraies.

$$T \geq (F_i - 1) h_{min}^i$$
$$h_{max}^i \geq h_{min}^i$$

La première inégalité garantit que tous les départs des autobus appartiennent à l'horizon de planification, car si l'inégalité n'est pas vérifiée, alors le dernier départ de la ligne i n'appartient pas à l'horizon de planification T. La deuxième inégalité vérifie si l'écart minimal entre deux départs successive est inférieure à l'écart maximal de deux départs successive de chaque ligne, sinon le problème est irréalisable [10].

3.3 Agent et système multi-agent

Nous allons tout d'abord dans cette section commencer par expliquer l'élément fondamental des systèmes multi-agents, et à partir de ces éléments principaux nous allons défini les systèmes multi-agents. L'objectif de cette étude est de mettre en évidence clairement les aspects des systèmes multi-gants afin de savoir par où commencer et comment faire pour mettre en œuvre ce type de système. Nous nous intéressons dans cette section à l'utilisation des systèmes multi-agents dans le domaine de l'optimisation. Pour cela, nous détaillons la notion d'agent et système multi agents en énonçant quelques définitions des deux notions, ensuite nous clarifions la communication entre les agents au niveau d'un système multi agents.

3.3.1 Notion d'agent

Dans la littérature scientifique, les chercheurs ont donnés des différentes définitions du terme agent. Actuellement, il n'y a pas de véritable consensus sur sa définition. Nous citons quelque proposition.

Définitions

La première définition d'un agent est celle donnée par J. Ferber [31]. Elle laisse apparaître des propriétés comme : les ressources, les tendances et la reproduction. La définition est la suivante :

Définition 3.3.1.

On appelle agent une entité physique ou virtuelle :

- qui est capable d'agir dans un environnement,
- qui peut communiquer directement avec d'autres agents,
- qui possède des ressources propres,
- qui est capable de percevoir (mais de manière limitée) son environnement,
- qui est mue par un ensemble de tendances (sous la forme d'objectifs individuels ou d'une fonction de satisfaction, voire de survie, qu'elle cherche à optimiser),
- qui ne dispose que d'une représentation partielle de cet environnement (et éventuellement aucune),
- qui possède des compétences et offre des services,

– qui peut éventuellement se produire,
– dont le comportement tend à satisfaire ses objectifs, en tenant compte des ressources et des compétences dont elle dispose, et en fonction de sa perception, de ses représentations et des communications qu'elle reçoit.

La seconde définition est celle données par N.R. Jennings et al [56]. Cette définition définit un agent en s'inspirant du concept d'objet.

Définition 3.3.2.

Un agent est un système encapsulé (ou informatique), qui reçoit une entrée sensorielle de son environnement et qu'il peut effectuer des actions qui modifient l'environnement d'une manière ou d'une autre d'une façon autonome et flexible pour atteindre les objectifs pour lesquels il a été conçu.

Les auteurs de ces définitions distinguent trois fonctions principales dans la structure d'un agent : percevoir, décider et agir. Ceci induit qu'un agent a des connaissances qui lui sont propres et un comportement autonome lui permettant d'exploiter ses connaissances, de raisonner, et de décider comment et quand agir en fonction de ses interactions avec les autres agents, en fonction de ses perceptions de son environnement et selon les objectifs qu'il cherche à satisfaire.

Remarque 3.3.3. .

– Puisque on trouve plusieurs définitions du terme "agent", donc on ne peut pas donner une définition exacte du terme, mais chacune est adaptée à un contexte particulier.
– La notion d'agent dépend des nécessités de la modélisation. Dans la résolution par les algorithmes de colonies de fourmis dans un problème d'optimisation, on peut considérer par exemple qu'une colonie de fourmi est un agent, et aussi on peut considérer une fourmi est un agent. Dans le cas d'une colonie de fourmi on s'intéressera aux interactions mettant en jeu plusieurs colonies de fourmis. Dans l'autre cas on ne considèrera que les interactions entre individus élémentaires.

La figure suivante donne une représentation schématique d'un agent qui interagit avec son milieu et avec d'autres agents.

Types d'agent

Agent réactif

L'agent réactif est de plus bas niveau, il n'a qu'un protocole et un langage de communication simplifié. Il ne dispose pas de représentation de l'environnement. Leur capacité ne répond qu'à la loi stimulus-réponse. Les agents réactifs n'ont aucun mécanisme pour mémoriser leurs expériences. Ils ignorent leurs propres expériences parce qu'ils n'ont pas de processus de planification ou d'apprentissage. Nous avons la définition suivante :

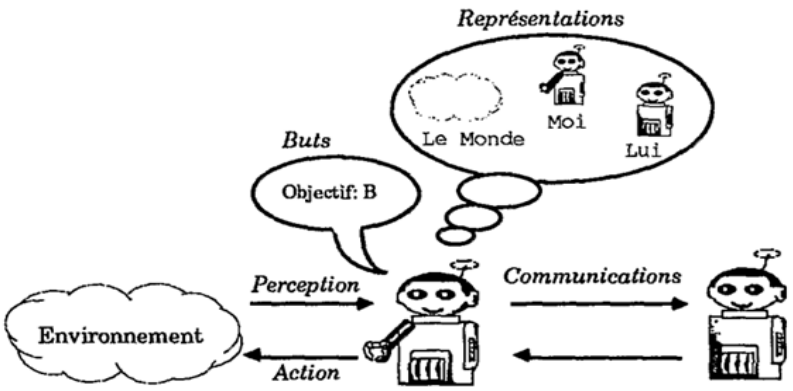


FIGURE 3.11 – Une représentation schématique d'un agent [31]

Définition 3.3.4. *[70]*

C'est un agents sans intelligence, généralement de type stimulus-réponse à l'état courant de l'environnement. Ils reagissent directement à l'environnement.

Agent Cognitif

Les systèmes d'agents cognitifs sont basés sur la collaboration entre des agents qui peuvent effectuer eux-mêmes des opérations complexes. Ce type de système est inspiré du comportement humain. Les systèmes cognitifs comprennent généralement un petit nombre d'agents dotés de capacités de raisonnement basées sur leur apprentissage. Une définition de ce type d'agent a été présenté dans [70] :

Définition 3.3.5.

Chaque agent dans ce type est spécialisé dans un but fixé et sait communiquer avec les autres. On parle alors d'agents intentionnels, c'est-à-dire que chaque agent est autonome et capable de planifier des actions afin d'atteindre les buts pour lesquels il a été conçu.

3.3.2 Système multi-agent

Un regroupement d'agents qui interagissent entre eux pour résoudre un problème collectivement constitue une société d'agents appelée un Système Multi-Agent (SMA). Ils existent dans la littérature plusieurs définitions des systèmes multi-agents, chaque définition proposée est en fonction de la discipline de recherche dont elle provient. L'objectif ici n'est d'énoncer les différentes définitions, mais plutôt les définitions qui semblent générales et proches du domaine d'optimisation. La figure 3.12 illustre les interactions entre les agents et l'environnement ainsi les interaction entre les agents (entre eux).

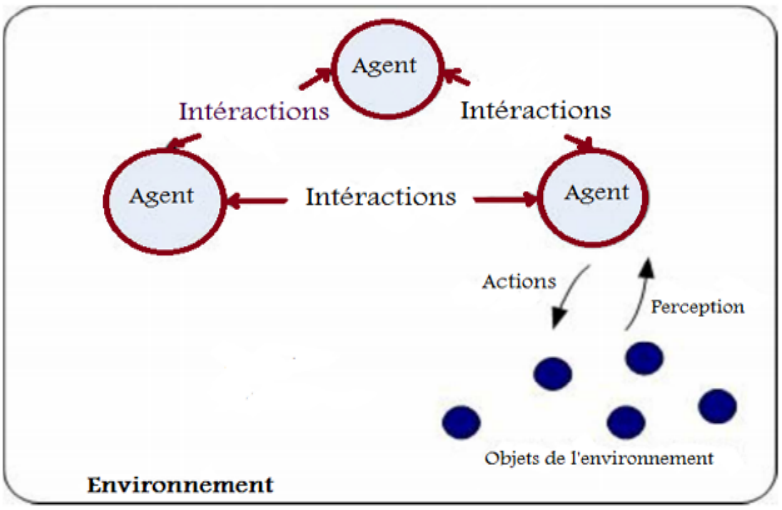


FIGURE 3.12 – Description d'un SMA

Définitions

Pour clarifier la notion des systèmes multi-agents, nous énonçons deux définitions de la notion des systèmes multi-agents. La première définition système multi-agents est donnée par J.Ferber [32], et la deuxième est une définition donnée par D.Meignan [77].

Définition 3.3.6. *(J.Ferber)*

On appelle Système Multi-Agent (SMA), un système composé des éléments suivants :

- Un environnement E, c'est-à-dire un espace disposant généralement d'une métrique
- Un ensemble d'objets O. Ces objets sont situés, c'est-à-dire que pour tout objet, il est possible à un moment donné, d'associer une position dans E. Ces objets sont passifs. Ils peuvent être perçus, créés, détruits et modifiés par les agents.
- Un ensemble A d'agents, qui sont des objets particuliers ($A \subseteq O$), lesquels représentent les entités actives du système.
- Un ensemble de relations R qui unissent des objets (et donc des agents) entre eux
- Un ensemble d'opérateurs permettant aux agents de A de percevoir, de produire, de consommer, de transformer et de manipuler des objets de O.
- Des opérateurs chargés de représenter l'application de ces opérateurs et la réaction du monde à cette tentative de modification, que l'on appelle les lois de l'univers.

Définition 3.3.7. *(D.Meignan)*

Un système multi-agent est un ensemble d'agents partageant un environnement commun. Ces agents communiquent et collaborent pour achever des objectifs personnels ou

collectifs. L'environnement peut être considéré, entre autre, comme l'espace partagé par les agents qui constitue le support de la communication.

L'intérêt de l'approche agent réside dans la capacité à réaliser des tâches collectivement : l'interaction entre les agents explique les résultats globaux obtenus par le système multi-agents. Ensuite, nous parlerons de d'intelligence collective.

La communication dans les SMAs

Les agents doivent se coordonner, négocier et coopérer les uns avec les autres dont le but est d'atteindre les objectifs. Deux type de communication existent [63] :

- Indirect : il est fait en apportant des changements dans l'environnement. Par conséquent, les agents émetteurs effectuent des changements dans l'environnement ; les agents récepteurs perçoivent les changements et interprètent les messages. Les agents émetteurs peuvent transmettre des signaux ou laisser la trace dans l'environnement.
- Direct : Dans ce type de communication on trouve un envoi de message direct entre les agents. il est souvent associé à une action.

Ces actes de communication directe consistent en une transmission des informations de les émetteurs vers des récepteurs. Pour effectuer ces transmissions, les informations sont codées à l'aide d'un langage, par les émetteurs, et elles sont décodées par les récepteurs. La figure 3.13 illustre cette procédure :

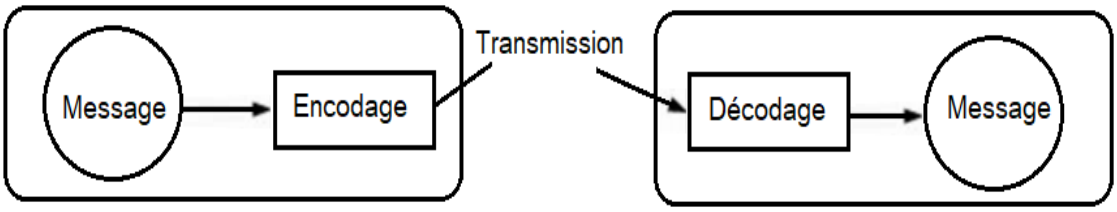


FIGURE 3.13 – Principe d'un acte de communication dans un SMA

3.4 Résolution par l'approche multi-agent

L'utilisation de méthodes exactes pour trouver la solution optimale nécessite un temps de calcul assez long qui croît de façon exponentielle en fonction de la taille du problème traité. En pratique, la solution du problème abordé doit être proposée dans un délai raisonnable, et une partie de la qualité de la solution est sacrifiée au sens mathématique pour accélérer le processus de résolution. Dans ce travail, le problème est NP-difficile [48]. Nous utilisons donc une approche métaheuristique appelée approche

multi-agents (Coalition-Based Metaheuristic (CBM)) qui offre des solutions de bonne qualité dans un délai raisonnable. L'approche multi-agents exploite plusieurs aspects des systèmes multi-agents qui encouragent la modularité et la réutilisabilité. Ensuite, la structure de la coalition est destinée à soutenir la robustesse et à faciliter la distribution, car le contrôle est décentralisé et les interactions des agents sont asynchrones. Enfin, les mécanismes de coopération et d'apprentissage contribuent à l'efficacité de l'optimisation. L'efficacité de ce type de méthode repose sur deux mécanismes, à savoir l'intensification et la diversification. L'intensification permet une bonne exploitation d'une zone spécifique dans l'espace de recherche, tandis que la diversification explore d'autres zones de recherche non encore visitées.

Pour résoudre notre modèle nous nous appuierons sur l'intelligence artificielle distribuée, et plus particulièrement sur les systèmes multi-agents (SMA) [51, 70], qui permettent d'alterner entre deux mécanismes, l'intensification et la diversification de manière intelligente (l'efficacité d'une métaheuristique dépend de l'alternance entre les opérateurs d'intensification et de diversification). L'approche multi-agents est basée sur un ensemble d'agents regroupés dans une coalition où les agents sont des entités autonomes et indépendantes [77, 122], et qui résolvent le problème collectivement selon une stratégie et disposent de capacités de décision. La figure 3.14 montre un exemple de système multi-agents.

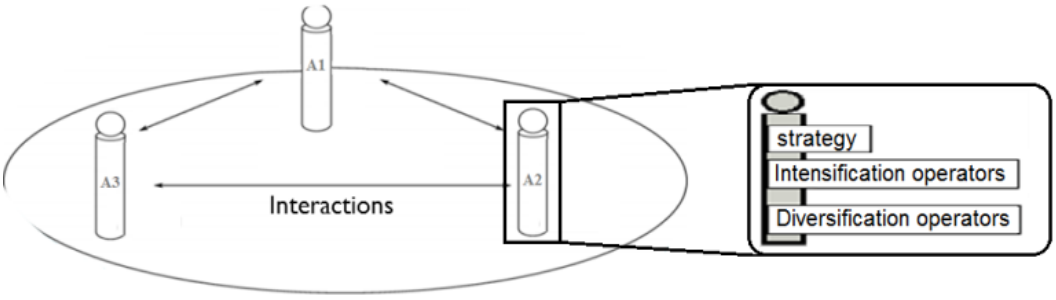


FIGURE 3.14 – Une coalition composée de 3 agents dans l'approche multi-agents

Dans cet exemple, le système multi-agent est composé de 3 agents dans la coalition qui peuvent interagir entre eux dans le but de trouver une meilleure solution. Avec chaque agent est capable de trouver une solution est dispose d'une stratégie et un ensemble d'opérateurs.

3.4.1 Hyper-heuristique

Les hyper-heuristiques sont des méthodes d'optimisation de haut niveau, qui sélectionnent à partir d'un groupe de méthodes de résolution (heuristiques ou opérateurs de bas niveau) une heuristique appropriée à une itération donnée. L'objectif étant de résoudre efficacement les problèmes et de construire des méthodes très générales qui

peuvent traiter des différents types de problèmes. Dans une hyper-heuristique, l'ensemble des heuristiques ou opérateurs qui permettent d'effectuer la recherche constituent la "couche basse" du système. L'hyper-heuristique est la "couche supérieure" qui permet de sélectionner les heuristiques à partir de la couche basse pour l'appliquer. L'étape la plus importante se situe au niveau de la stratégie suivie dans le choix des heuristiques ou opérateurs les plus efficaces. La figue 3.15 illustre un schéma globale de ce principe :

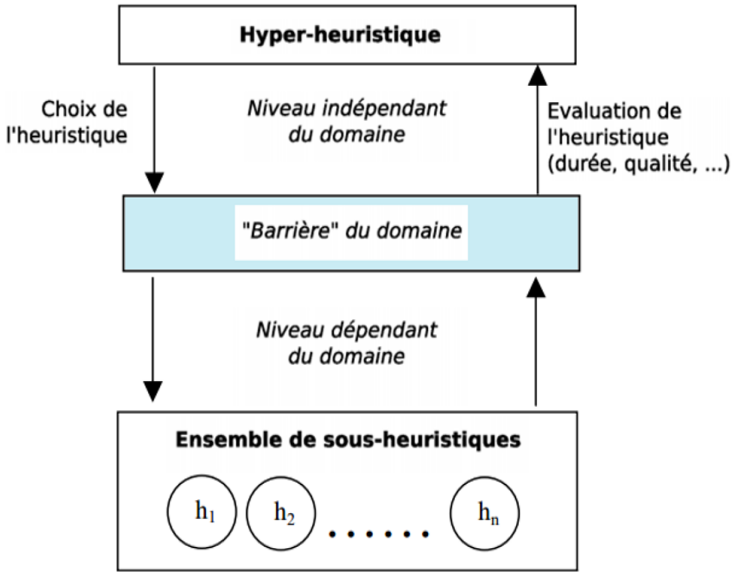


FIGURE 3.15 – Schéma général d'une hyper-heuristique, inspiré de [8]

3.4.2 Structure générale de l'pproche multi-agent

L'optimisation dans l'approche multi-agent est basée sur la métaphore de la coalition. Une coalition est un regroupement d'agents qui ont la capacité de traiter les mêmes problèmes. C'est-à-dire un agent est capable de trouver une solution indépendamment des autre agents. Mais le contact avec les autres agents permet d'améliorer l'efficacité de la recherche. Deux formes de contacte (coopération) entre les agents existent :

- Le partage des zones prometteuses de l'espace de recherche,
- Le partage de la stratégie de recherche la plus performante.

La procédure au niveau des agents s'inspire des approches hyper heuristiques. Ces approches composées de deux couches, la couche ayant la particularité d'utiliser une stratégie de la sélection dynamique des heuristiques où des opérateurs qui vont résoudre un problème d'optimisation. Cette stratégie est indépendante du problème, d'où la possibilité de traiter d'autres problèmes en remplaçant seulement les heuristiques où les

opérateurs de la couche basse. La figure 3.15 illustre cette séparation entre les deux niveaux ; un niveau hyper-heuristique indépendant du domaine, et un niveau dépendant du domaine.

L'architecture de l'approche multi-agent que nous avons appliqué dans ce travail contient un troisième niveau, qui permet de distinguer clairement le procédé d'adaptation, la stratégie du choix des opérateurs dont l'objectif est de rendre le modèle plus générique. Dans la figure 3.16, l'architecture basée dans l'approche est précisée.

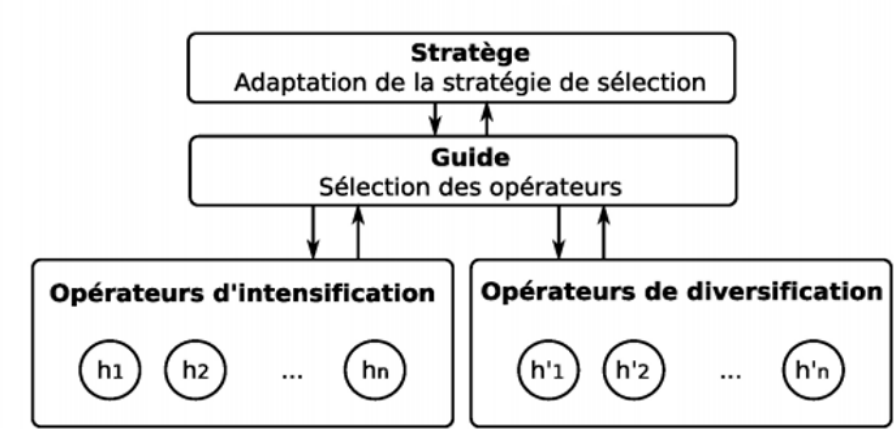


FIGURE 3.16 – Architecture de l'approche multi-agent

Au sein d'un agent, l'évaluation d'une solution liée à un ensemble d'opérateurs est effectuée. Ces opérateurs sont des procédures d'intensification ou de diversification. Les caractéristiques de la méthode utilisée sont :

- L'utilisation d'un mécanisme de décision permettant de conditionner le choix d'un opérateur au contexte d'optimisation à l'aide d'un composant de décision. Ce dernier est chargé d'analyser le contexte d'optimisation et d'effectuer le choix d'un opérateur à appliquer sur une solution ou un ensemble de solutions.
- L'apprentissage de règles de décision au cours de l'optimisation, c'est à dire l'utilisation combinée d'un mécanisme d'apprentissage par renforcement avec un mécanisme par mimétisme pour améliorer la stratégie de recherche.
- La coopération entre agents par échange d'informations sur l'espace de recherche ainsi que sur les stratégies.

3.4.3 Stratégie d'alternance entre les opérateurs de diversification et d'intensification

Le choix des opérateurs dans l'approche est basé sur une matrice de poids condition/action. Lorsque on initialise cette matrice, plusieurs composante de couples condition/opérateur sont initialisée à 0 dont le but est de cordonner correctement l'application des opérateurs d'intensification et des opérateurs de diversification. Si on initialise

une composante d'un couple condition/opérateur à 0 alors la sélection de cet opérateur sous cette condition a une probabilité nulle. On trouve parmi les différentes stratégies d'alternance dans le choix entre les opérateurs d'intensification et de diversification [89] :

– La première stratégie que nous citons est basée sur un choix aléatoire entre les deux types d'opérateurs(voir la figure 3.17). Le choix des opérateurs à applique

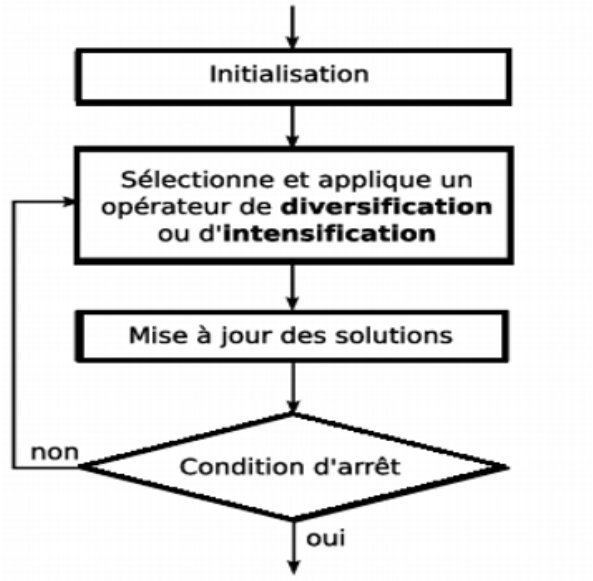


FIGURE 3.17 – Stratégie basée sur le choix d'opérateur aléatoire entre les deux types d'opérateurs

est aléatoire, il y a pas de distinction entre la diversification et l'intensification. Donc pour obtenir ce choix nous initialisons la matrice des poids associée à chaque operateur sous quelle que soit la condition (couples condition/operateur) par la même valeur $\alpha > 0$. Ce qui assure la même probabilité de sélectionner n'importe quel operateur.

– La stratégie suivant basée sur le choix d'un opérateur d'intensification suivi d'un opérateur de diversification, c'est-à-dire après l'application d'un opérateur de diversification, la probabilité d'appliquer un autre opérateur de diversification est nulle et donc appliquer un opérateur d'intensification. de même après l'application d'un opérateur d'intensification il faut appliquer un opérateur de diversification. Pour arriver à cela, la matrice des poids associés à chaque operateur est initialisée de sorte que la probabilité de sélectionner un opérateur d'intensification soit nulle après l'application d'un opérateur d'intensification, et la probabilité de sélectionner un opérateur de diversification soit nulle après l'application d'un opérateur de diversification. Dans ce cas, nous fixions les poids à 0 (sous la condition où la solution courante n'est pas un optimum local) d'un type d'operateur et pour l'autre type à une valeur strictement positive, et inversement sous la condition

suivante (voir la figure 3.18).

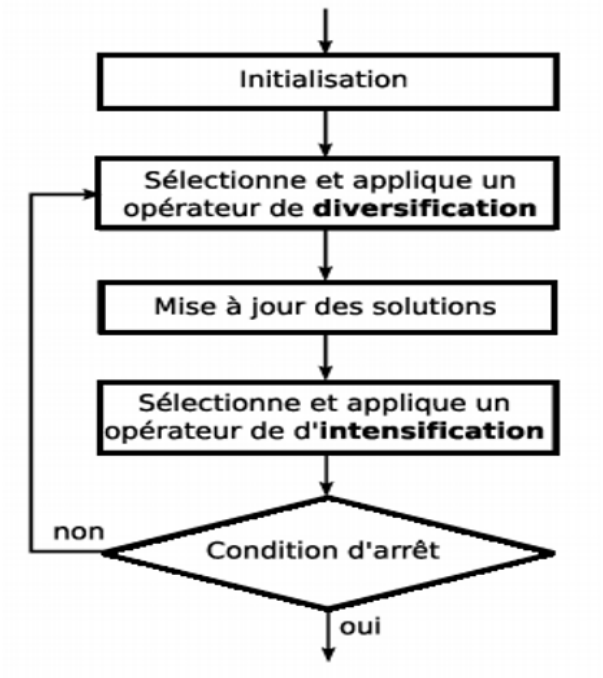


FIGURE 3.18 – Stratégie basée sur l'alternance entre les opérateur de diversification et d'intensification

– La troisième stratégie procède suivant une alternance entre un opérateur de diversification et un cycle d'opérateur d'intensification qui se termine lors de l'obtention d'un minimum local. Ce type d'alternance est obtenu en distinguant le cas de l'obtention d'un optimum local sur l'ensemble des structures de voisinage considérées.
  Pour obtenir cette stratégie sur la matrice de poids des opérateurs. Dans la condition où la solution courante est un minimum local sur les opérateurs d'intensification utilisés, les poids des opérateurs de diversification dans ce cas est fixé à $\alpha > 0$ et les poids des opérateurs d'intensification sont fixés à 0. Dans les conditions qui restent les poids des opérateurs de diversification sont fixés à 0 et les poids des opérateurs d'intensification à $\alpha > 0$.

Une étude sur les différentes stratégies dans [77] a confirmé la performance de la troisième stratégie d'alternance entre les deux types d'opérateurs à partir d'une comparaison réalisée sur les instances de benchmark Christofides et al. Et le point fort de cette stratégie fondé sur la phase d'application des opérateurs d'intensification qui se termine par un optimum local sur la structure des voisinages considérée.

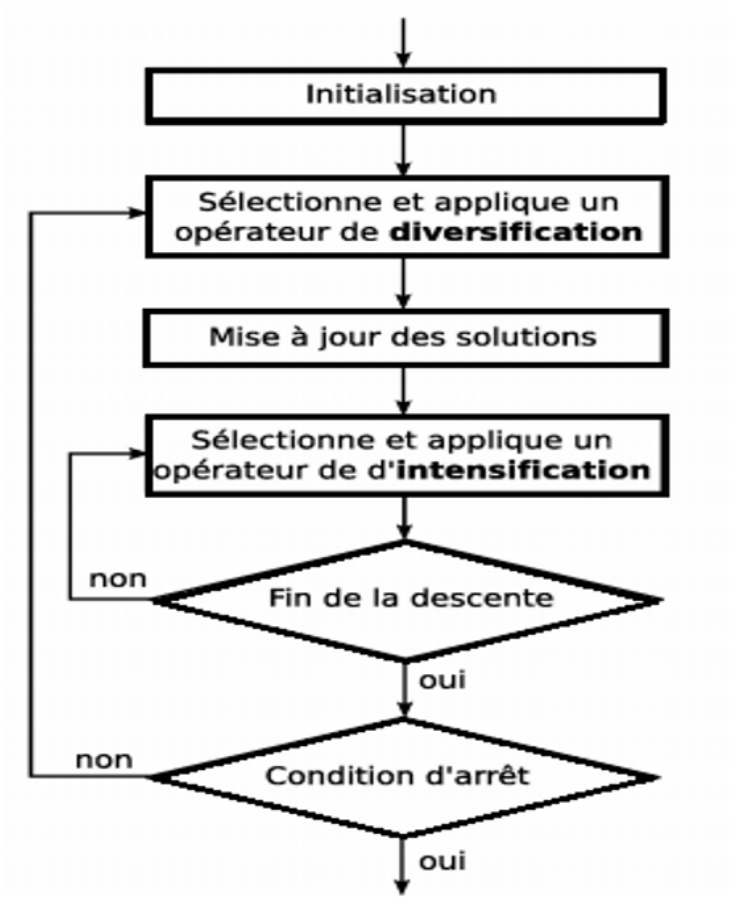


FIGURE 3.19 – Stratégie basée sur l'alternance entre une phase d'opérateurs d'intensification et un operateur de diversification

3.4.4 Description des étapes de l'approche multi-agent

Comme nous avons expliqué, l'approche de résolution consiste en un ensemble d'agents regroupés dans une coalition. Chaque agent est capable de résoudre un problème à l'aide d'une stratégie et d'un ensemble d'opérateurs d'intensification et de diversification. La coopération des agents consiste à échanger des informations sur les stratégies de recherche réussies. L'objectif de cette approche utilisée est d'exploiter les différents aspects des systèmes multi-agents. Ces aspects apparaissent dans l'utilisation des mécanismes de coopération entre agents, puis dans l'utilisation des techniques d'apprentissage artificiel.

Dans chaque agent, plusieurs étapes sont exécutées en tenant compte de la coopération avec d'autres agents. Nous résumons ces étapes sur la figure 3.20. Ensuite, nous expliquerons chaque étape en détail. Le comportement d'un agent est basé sur les opérateurs, le processus de décision et les mécanismes d'apprentissage [78].

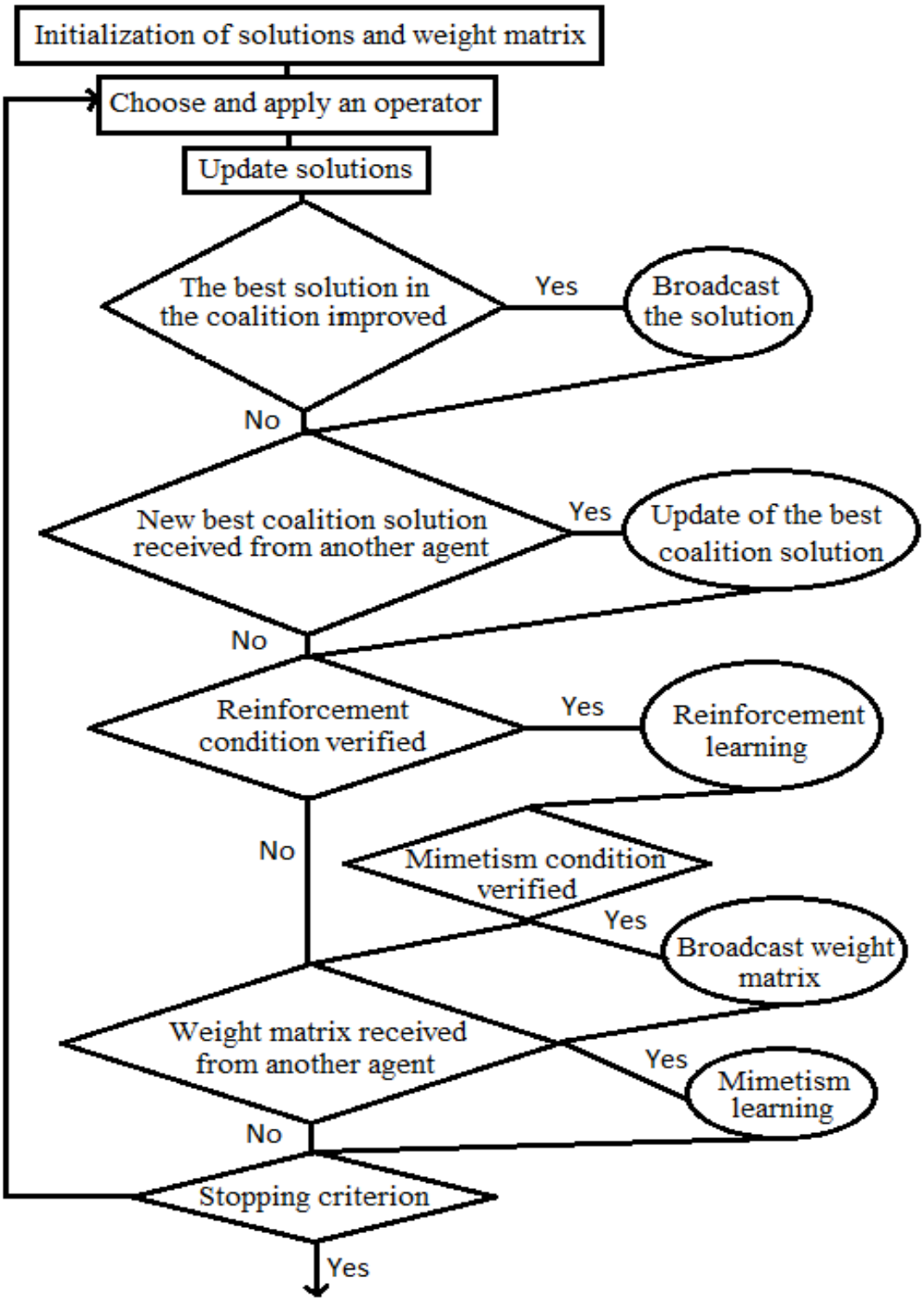


FIGURE 3.20 – Le comportement d'un agent

Processus de décision

Le processus de décision différencie les opérateurs efficaces. Il permet de sélectionner une suite d'opérateurs à appliquer comme un cycle de diversification-intensification. elle est défini par le choix d'un opérateur de diversification suivi d'une phase d'intensification qui se termine lorsque la solution actuelle est un optimum local sur tous les opérateurs d'intensification (les structures de voisinage considérées). Le mécanisme de sélection mis en œuvre est basé sur la matrice de poids condition/action initialisée par un paramètre α. Le choix effectif d'un opérateur est effectué par un tirage aléatoire de type roulette biaisée (tous les opérateurs ont une chance d'être appliqués mais elle est proportionnelle à leur poid dans la matrice).

Considérons C l'ensemble des conditions dans la procédure de décision et O l'ensemble des opérateurs d'intensification de de diversification pouvant être appliqués. Pour chaque (c_i, o_j) un poids dans la matrice de décision $w_{i,j}$ est défini. Ce poid définit la probabilité $P(o_j/c_i)$ d'appliquer l'opérateur o_j sous c_i. La sélection d'un opérateur o_j sous la condition c_j est déterminée à l'aide de la formule suivante :

$$P(o_j/c_i) = \frac{\omega_{ij}}{\sum_{k=1}^{k=m} \omega_{ik}}$$

Avec :

- C : $(c_i)_{i=1...n}$: ensemble des conditions,
- O : $(o_j)_{j=1...m}$: ensemble des opérateurs,
- W : $(\omega_{ij})_{i=1...n,j=1...m}$: matrice des poids.

La matrice initiale initialisée de sorte que cette initialisation permet d'obtenir une phase d'intensification suivie d'un opérateur de diversification. Pour cela plusieurs poids sont initialisé par la valeur 0 et d'autres par $\alpha > 0$. La règle suivie pour effectuer cette initialisation permettant d'obtenir ce type d'alternance est la suivante :

- On applique un opérateur de diversification si la solution courante est un optimum pour toutes les structures de voisinages,
- On applique un opérateur d'intensification sur une structure N_i si la solution courante est un optimum local sur N_{i-1} (structure précédente).

Au cours de la recherche d'une solution optimal, le processus d'apprentissage ajuste les poids de la matrice dans chaque agent en fonction de ces expériences. Pour clarifier l'initialisation de la matrice, la figure 3.21 illustre un exemple de la matrice des poids composée d'un ensemble d'opérateurs d'intensification et un ensemble d'opérateurs de diversification.

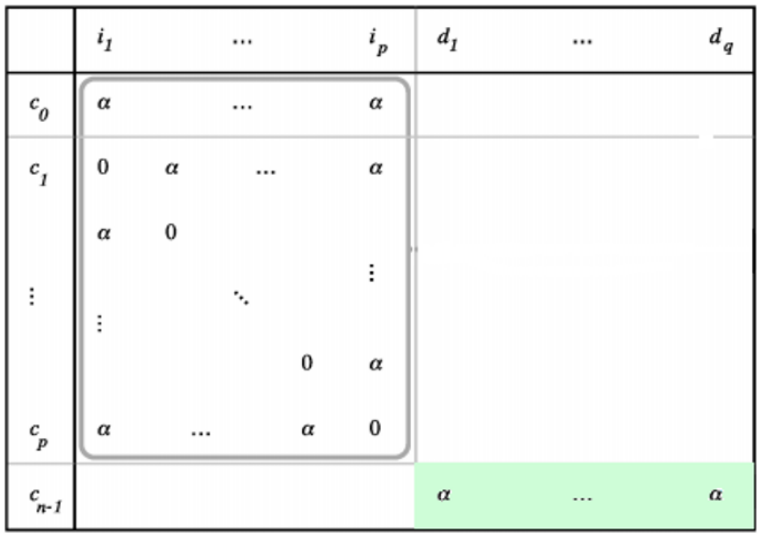


FIGURE 3.21 – Matrice de décision

I :$(i_1, i_2...i_p)$	Ensemble des operateurs d'intensification.
D :$(d_1, d_2...d_q)$	Ensemble des operateurs de diversification.
	Cycle d'intensification.
	Phase de diversification.
c_0	Condition activée pour commencer la phase d'intensification.
$(c_1, c_2...c_p)$	Chaque condition est activée après l'application d'un opérateur d'intensification.
c_{n-1}	Condition activée pour appliquer un opérateur de diversification quand la solution courante est optimum locale sur l'ensemble des voisinages utilisés.

Définir l'ensemble des états est une étape intéressante dans la conception de l'algorithme. Un état doit bien caractériser le contexte d'optimisation pour prendre une décision appropriée. Le nombre d'états est caractérisé par un ensemble de conditions dans chaque agent à l'étape courante. Dans un agent on trouve un ensemble d'opérateurs, et l'état est défini en se basant sur le dernier opérateur exécuté. Si dans une étape on applique l'opérateur o_i, l'état "o_i terminé" est atteint.

Dans la figure 3.22 un agent peut exécuté trois actions (a_1, a_2 et a_3). Après l'application de ces actions le résultat sont les états suivants : "a_1 terminé", "a_2 terminé" et "a_3 terminé". L'étape suivante est de trouver l'action suivante à appliquer qui est en fonction des poids. Par exemple, dans l'état "a_3 terminé" deux choix existent : passer à

l'action a_1 ou a_2 qui ont respectivement un poids de 1 et 3. Ainsi, la probabilité d'appliquer a_1 dans l'état "a_3 terminé" est de 25% et pour appliquer a_2 dans le même état est de 75%. De plus l'agent ne peut pas appliquer a_2, puisque ce cas est correspond à un poids nul.

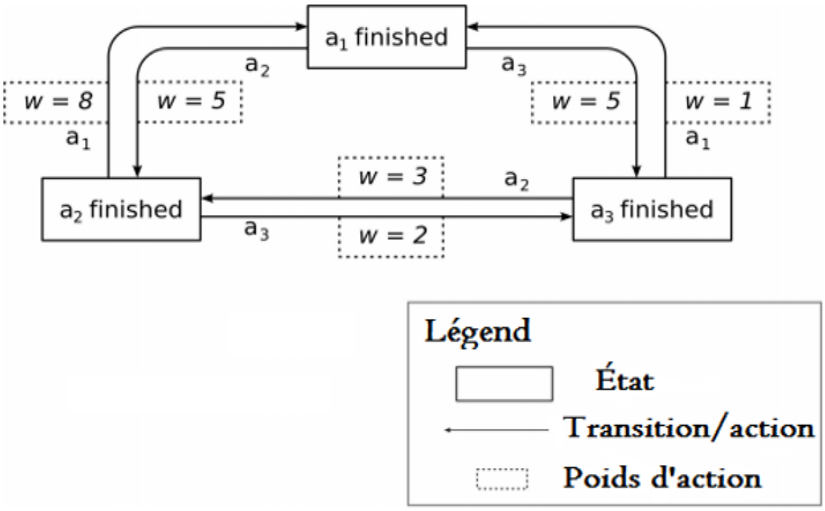


FIGURE 3.22 – Matrice de décision [79]

D'autre part, pour éviter une application inutile d'un opérateur donné une autre fois, la dernière règle n'est pas applicable jusqu'à ce qu'une nouvelle amélioration de la solution courante se produise. Si l'application de tous les opérateurs d'intensification n'améliore pas la solution courante, l'état "optimum local" est atteint. Cet état particulier définit le point où l'apprentissage par renforcement peut avoir lieu. Par la suite un nouveau cycle de l'application d'un opérateur de diversification suivi d'une phase d'opérateurs d'intensification aura lieu.

Mécanismes d'apprentissage

Après l'application d'un cycle d'opérateurs, nous avons utilisé deux mécanismes d'apprentissage pour améliorer le choix des opérateurs en ajustant la matrice des poids du processus de décision. Deux mécanismes d'apprentissage sont utilisés : l'apprentissage par renforcement et l'apprentissage par mimétisme.

Procédure d'apprentissage par renforcement

Kaelbling et al. définissent l'apprentissage par renforcement dans [62] par "Le problème rencontré par un agent qui doit apprendre le comportement grâce à des interactions avec un environnement dynamique".

Dans notre étude, un agent ajuste son comportement une fois qu'il effectue une suite d'actions, à partir d'une phase de diversification suivi d'un cycle d'intensification qui conduit la solution courante à un optimum. Un apprentissage par renforcement est effectué uniquement lorsque l'agent améliore sa meilleure solution. Dans ce cas, la suite d'action (suite d'opérateurs) qui a conduit l'agent à trouver cette solution est renforcé. Dans le modèle de décision présenté précédemment, une expérience est un couple condition/opérateur $(c_i\,;\,o_j)$ et le renforcement correspond à une augmentation des valeurs des poids associées w_{ij}. Ce mécanisme vise à favoriser les comportements qui trouvent souvent de nouvelles meilleures solutions. L'apprentissage par renforcement permet d'augmenter les pondérations dans la matrice de décision associées aux opérateurs bénéfiques après l'application d'un cycle d'intensification/diversification. Deux types de modification sont définis : lorsque seule la meilleure solution de l'agent est améliorée, la valeur σ_1 est appliquée, et si la meilleure solution de la coalition est améliorée, la valeur σ_2 est appliqué [79, 80].

Le renforcement est effectué à l'aide de la formule :

$$\omega_{ij} = \omega_{ij} + \sigma$$

où

- (c_i, o_j) : expérience à renforcer
- ω_{ij} : poids lié à l'expérience
- $\sigma : \{\sigma_1, \sigma_2\}$: facteurs de renforcement.

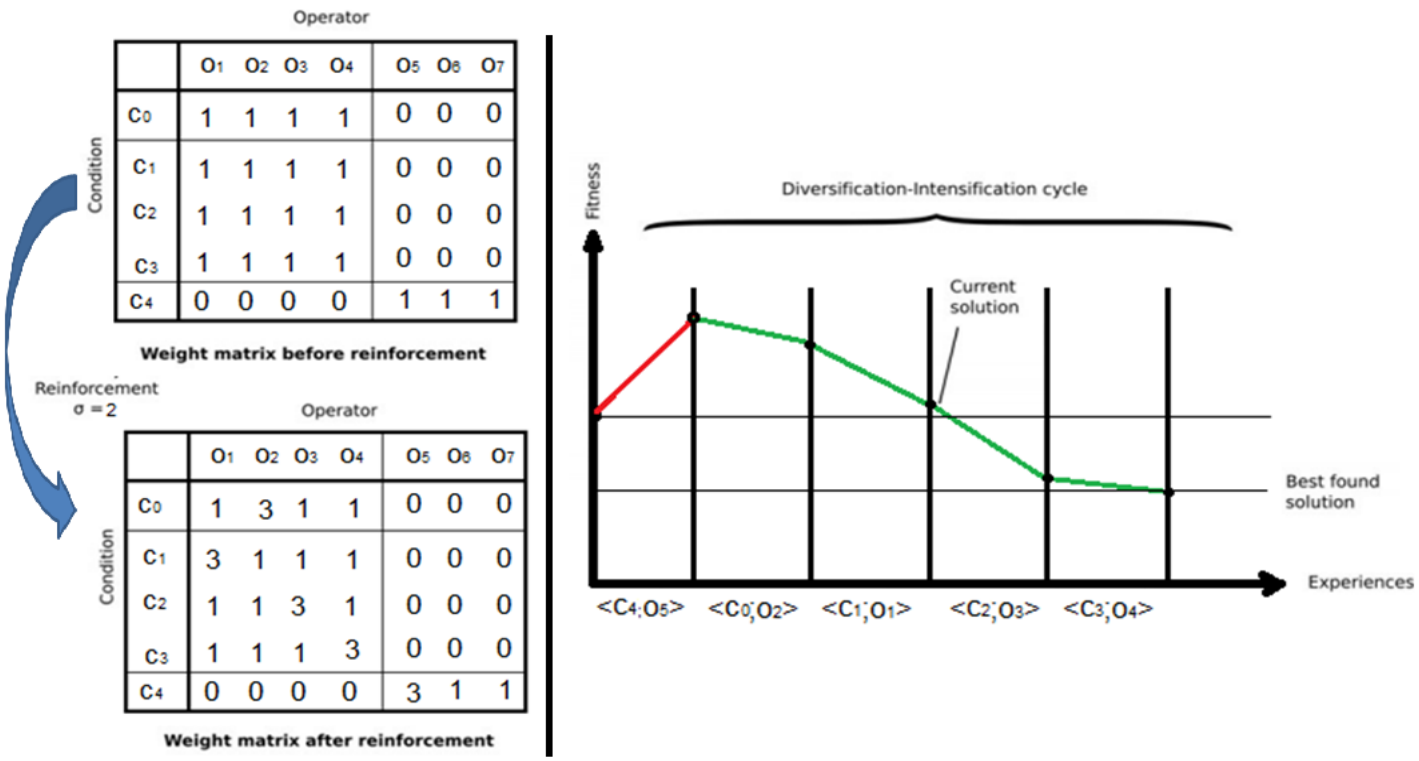
Dans l'exemple suivant, nous expliquons la procédure d'apprentissage par renforcement.

Example :

Après l'application d'un cycle d'intensification/diversification, l'opérateur de diversification (o5), les opérateurs d'intensification (o2, o1, o3, o4), la meilleure solution dans l'agent est amélioré comme le montre la partie droite de la figure. 3.23. Ainsi, les poids de ces opérateurs seront modifiés pour favoriser la sélection des opérateurs dans les sélections suivantes dans les mêmes conditions. Le côté gauche de la figure 3.23 illustre le renforcement avec $\sigma = 2$ de la matrice des poids initialisée avec $\alpha = 1$. Par exemple, si la condition c1 est activée après le renforcement, alors l'opérateur o1 a une probabilité de 50 % d'être sélectionné, contre 25 % avant le renforcemet.

Apprentissage par mimétisme

Dans l'approche multi-agents, les agents applique sur la matrice des poids un apprentissage par renforcement individuellement. L'apprentissage par mimétisme [119] assure une coopération entre les agents dont l'objectif est de partager les comportements (sous forme d'une matrice des poids) déjà renforcés par l'apprentissage par renforcement.



	O1	O2	O3	O4	O5	O6	O7
C0	1	1	1	1	0	0	0
C1	1	1	1	1	0	0	0
C2	1	1	1	1	0	0	0
C3	1	1	1	1	0	0	0
C4	0	0	0	0	1	1	1

	O1	O2	O3	O4	O5	O6	O7
C0	1	3	1	1	0	0	0
C1	3	1	1	1	0	0	0
C2	1	1	3	1	0	0	0
C3	1	1	1	3	0	0	0
C4	0	0	0	0	3	1	1

FIGURE 3.23 – Exemple d'apprentissage par renforcement

L'apprentissage par mimétisme basé sur l'idée qu'un agent imite les comportements des agents ayant des stratégies les plus efficaces. Chaque fois l'agent compare sa meilleure solution trouvée avec les solutions trouvées par les autres agents de la coalition. Si un agent A remarque que l'agent B a trouvé une meilleure solution dans la coalition, l'agent A imite le comportement de l'agent B. Autrement dit ; Si la meilleure solution de la coalition est améliorée, l'agent diffuse sa matrice de poids aux autres agents de la coalition. Ensuite, les agents qui reçoivent la matrice de poids appliquent une procédure d'apprentissage du mimétisme en utilisant la formule suivante :

$$W_B = (1 - \rho)W_B + \rho W_A$$

- W_A : matrice de poids à imiter
- W_B : matrice de poids de l'imitateur.
- ρ : coefficient d'imitation

L'application des deux types d'apprentissage (par mimétisme et par renforcement) permet d'améliorer le comportement individuel de chaque agent d'une part, et d'autre part le comportement global de la coalition. Chaque agent exploite son historique d'expériences et partage également ses expériences afin d'assurer collectivement une meilleure stratégie de recherche dans le futur.

Le comportement d'un agent est résumé dans l'algorithme 4 :

Algorithm 4 Le comportement d'un agent

```
1: Initialisation des solutions
2: Initialisation de la matrice de poids
3: Tant que le critère d'arrêt n'est pas atteint faire
4:    choisir une suite d'opérateurs
5:    appliquer les opérateurs
6:    mettre à jour les solutions
7:    Si la meilleure solution de la coalition améliorée alors
8:       partager la solution
9:    Finsi
10:   Si la nouvelle meilleure solution de la coalition reçue d'un autre agent alors
11:      mettre à jour la meilleure solution de la coalition
12:   Finsi
13:   Si la condition de renforcement est verifiée alors
14:      apprentissage par renforcement
15:      Si la condition de mimétisme est verifiée alors
16:         partager la matrice de poids
17:      Finsi
18:   Finsi
19:   Si la matrice de poids reçue d'un autre agent alors
20:      Apprentissage par mimétisme
21:   Finsi
22: Fin
```

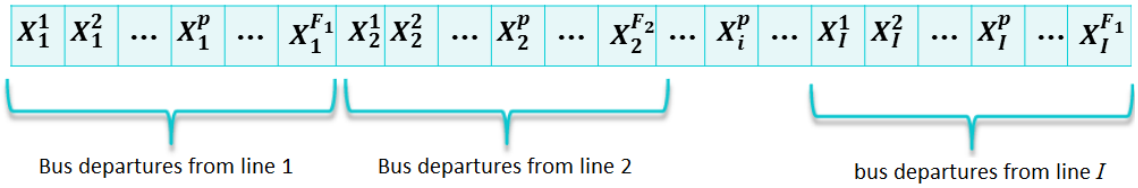
3.4.5 Spécialisation de l'approche multi-agent

La spécialisation de l'approche multi-agent pour un problème d'optimisation spécifique nécessite une définition des deux types d'opérateurs (diversification et intensification). Ce qui concerne le processus de décision et les mécanismes d'apprentissage, ils sont indépendants du cas traité et ne nécessitent pas de spécialisation. La phase d'intensification est basée sur la recherche locale sur plusieurs structures de voisinage, et les opérateurs de diversification sont tirées des opérations des algorithmes évolutionnaires.

Au début, chaque agent initialisé avec une solution du problème. Une solution du problème est codée comme suit :

Les opérateurs

Le choix des opérateurs est basé sur la stratégie de chaque agent. Chaque agent dispose d'un ensemble d'opérateurs qui permet de diversifier la recherche (explorer tout



l'espace de recherche) et d'exploiter chaque zone de l'espace de recherche. Dans cette section, nous présentons deux types d'opérateurs ; les opérateurs de diversification et les opérateurs d'intensification.

Les opérateurs d'intensification

Les opérateurs d'intensification reposent principalement sur des mouvements successifs qui améliorent la fonction de fitness au voisinage d'une solution initiale, il s'agit d'une amélioration basée sur la recherche locale (descente locale) à l'aide de quatre structures de de voisinage. À partir d'une série de transformation effectuer à une solution donné, nous pouvons définir les structures de voisinage qui est une étape clé pour la mise au point la recherche locale.

Définition 3.4.1. *(Voisinage)[22]*

Le voisinage d'une solution x est un sous-ensemble de configuration de x directement atteignable à partir d'une transformation donnée de x. Il est noté $N(x)$ et une solution $s \in N(x)$ est dite voisine de x.

La procédure de descente locale est illustrée dans l'algorithme 5. Elle permet de trouver un optimum local à partir d'une solution donnée x sur le voisinage $N(x)$ en utilisant une stratègie basée sur la selection de la première solution rencontrée qui améliore la fitness[77].

Algorithm 5 Algorithme de la méthode de descente

1: **Initialisation :** *choisir une solution initiale* x
2: **Répéter**
3: $disp \leftarrow$ *Faux*
4: **Rechercher dans le voisinage :** *trouver une solution* $x' \in N(x)$
5: **si** $(f(x') < f(x))$ **alors**
6: $x \leftarrow x'$
7: $disp \leftarrow Vrai$
8: **finsi**
9: **Jusqu'à ce que** $disp = Faux$

Le point de départ de cet algorithme de descente locale est une solution x. Par la suite, dans chaque itération, il génère une nouvelle solution s de $N(x)$. Si la nouvelle

solution améliore la fitness ($f(s) < f(x)$ dans le cas de minimisation, alors, elle devient la nouvelle solution courante x. Si la nouvelle solution n'améliore pas la fitness ($f(s) < f(x)$) dans ce cas on construit aléatoirement une nouvelle solution s' de $N(x)$ et on recommence cette procédure jusqu'à ce que la nombre de voisins testés a dépassé la taille du voisinage. Les structures des voisinages considérées dans cet étude sont les suivantes :

- Le premier type de structure utilisée dans ce travail est basé sur la modification d'un seul départ dans chaque ligne dans la solution. C'est-à-dire ; etant donnée une solution composée d'un ensemble de départs des autobus pour chaque ligne considérée dans le réseau. À chaque fois pour trouver une nouvelle solution dans cette structure on effectue une modification sur une combinaison des départs choisit aléatoirement dans les lignes dans la solution courante. Une solution trouvée qui ne respecte pas les contraintes des écarts maximaux et minimaux entre les autobus n'est pas considérée dans ce voisinage.

- La deuxième structure de voisinage permet de modifier deux départs consécutifs. C'est-à-dire ; dans une solution courante, on choisit aléatoirement un départ i dans tous les lignes, et on effectue une modification sur chaque départ choisit et de plus sur les départ $(i + 1)$ en respectant les écarts maximaux et minimaux entre les départs des autobus dans chaque ligne, ce qui implique une modification de deux départs dans chaque ligne dans le réseau.

- Dans la troisième structure, une nouvelle solution est obtenue à partir de la solution courante par la modification de tous les départs d'une seule ligne. Autrement dit ; on choisit aléatoirement une ligne dans le réseau et on effectue une variation sur tous les départs de cette ligne sans modifier les départs des autres lignes.

- Le dernier type de voisinage utilisé dans cette étude est obtenu par la modification d'un ensemble de départs qui ont en correspondance. En effet, à partir de la solution courante on détermine les autobus qui ont en correspondance dans toutes les zones de correspondance, et par la suite on applique une modification sur tous les départs qui ont en correspondance, tout en vérifiant si la nouvelle solution trouvée est réalisable (les écarts entre les départs des autobus sont respectés).

Les opérateurs de diversification

Les opérateurs utilisés dans notre approche sont issus des algorithmes évolutifs, ils correspondent aux procédures de génération, de mutation et de croisement, et réalisent la tâche de diversification. Cela signifie qu'il permet de modifier la zone de recherche dans l'espace de recherche pour éviter une solution locale.

- Génération gloutonne

Selon les contraintes (3.2), (3.3) et (3.4), la génération gourmande construit les horaires en sélectionnant aléatoirement les départs dans la fenêtre temporelle exprimée par l'expression (3.11)(représente le domaine admissible de X_i^p) pour la première ligne, et pour les autres lignes, à chaque fois on fixe un départ de telle sorte qu'on aura une synchronisation avec un autobus déjà fixé si possible.

$$[(p-1)h_i^{min}, T-(F_i-p)h_i^{min}] \cap [X_i^{p-1}+h_i^{min}, X_i^{p-1}+h_i^{max}] \tag{3.11}$$

Pour expliquer cet opérateur, nous appliquons cet opérateur sur un simple exemple. Le résultat après l'application de cet opérateur est une solution initiale réalisable dans un horizon de planification $T = 30$. Dans cet exemple, nous considérons un réseau des autobus composé de trois lignes. L'écart minimal, l'écart maximal dans chaque ligne et le nombre des autobus dans chaque ligne sont illustrés dans le tableau suivant :

TABLE 3.1 – Les caractéristiques de l'exemple

Les lignes du réseau	Ligne 1	Ligne 2	Ligne 3
h_{min}	8	8	5
h_{max}	13	10	8
F_i	4	4	3

Par exemple dans la première ligne de cet exemple, on trouve 4 autobus avec une durée entre deux autobus consécutifs varie entre l'écart maximal h_{max} et l'écart minimal h_{min} c'est-à-dire dans l'intervalle [8,13]. Avant de commencer la procédure de l'initialisation, nous rappelons le codage d'une solution. Une solution est codée comme suit :

X_1^1	X_1^2	X_1^3	X_1^4	X_2^1	X_2^2	X_2^3	X_2^4	X_3^1	X_3^2	X_3^3

La première étape est de générer aléatoirement les départs de la première ligne dans le domaine admissible de chaque variable (départ), et de même nous générons les départs des autres lignes mais cette fois-ci en maximisant le nombre des synchronisations entre les autobus pour chaque nouveau départ. Nous rappelons que la formule du domaine admissible de chaque départ est la suivante :

$$[(p-1)h_i^{min}, T-(F_i-p)h_i^{min}] \cap [X_i^{p-1}+h_i^{min}, X_i^{p-1}+h_i^{max}]$$

Pour la génération des départs de la première ligne, nous commençons par le premier départ de la ligne. Pour $p = 1$, c'est-à-dire le premier départ de la première ligne, il n'y a pas de contrainte avec l'autobus précédent $(p-1)$ puisque c'est le premier départ de la ligne, donc on prend au hasard X_1^1 appartenant à $[0, h_1^{max}]$, par exemple $X_1^1 = 2 \in [0, 13]$, et la solution devient :

2	X_1^2	X_1^3	X_1^4	X_2^1	X_2^2	X_2^3	X_2^4	X_3^1	X_3^2	X_3^3

Ce qui concerne le deuxième départ de la première ligne, le choix du départ doit appartient au domaine admissible, c'est-à-dire respecter l'écart avec l'autobus précédant et en même temps assurer que tous les autres départs qui reste dans la même ligne restent dans l'horizon de planification.
On a donc, pour $p = 2$, $X_1^2 \in [(2-1)8, 30-(4-2)8] \cap [2+8, 2+13]$.
Implique $X_1^2 \in [8, 14] \cap [10, 15]$. Par conséquent, $X_1^2 \in [10, 14]$, par exemple $X_1^2 = 13$, et la solution devient :

2	13	X_1^3	X_1^4	X_2^1	X_2^2	X_2^3	X_2^4	X_3^1	X_3^2	X_3^3

Nous répétons la même procédure suivie dans le deuxième départ pour fixer le troisième départ.
Nous trouvons $X_1^3 \in [16, 22] \cap [21, 26]$. Par conséquent, $X_1^3 \in [21, 22]$, par exemple $X_1^3 = 21$, et la solution devient :

2	13	21	X_1^4	X_2^1	X_2^2	X_2^3	X_2^4	X_3^1	X_3^2	X_3^3

Pour le dernier départ de la ligne, la seule contrainte existe est avec le départ précédant (la valeur minimale du domaine admissible) et pour valeur maximale du domaine c'est fixée à $T = 30$. On trouve donc $X_1^4 \in [29, 30]$, par exemple $X_1^4 = 30$, et la solution devient :

2	13	21	30	X_2^1	X_2^2	X_2^3	X_2^4	X_3^1	X_3^2	X_3^3

La procédure pour générer les autres lignes et la même que la première ligne en ajoutant une heuristique qui permet de fixer les nouveaux départs de telle sorte qu'on maximise le nombre des synchronisations entre les autobus. Autrement dit, le choix du départ dans le domaine admissible est une contrainte forte qu'il faut respecter mais le nombre des synchronisations entre des autobus est un objectif à maximiser. La la solution réalisable trouvée est la suivante :

2	13	21	30	0	8	16	26	5	10	15

– Procédure de croisement
Le croisement est un opérateur de diversification qui permet d'explorer les nouvelles zones dans l'espace de recherche par la production de deux nouvelles solutions, appelés les enfants, à partir de deux individus parents. Dans cet opérateur, une solution est obtenue en utilisant la procédure suivante :

Etant donnés deux parent (P1) et (P2), l'objectif est de générer deux individus enfants à partir des deux parents. Pour cela, nous commençons par sélectionner

un départ (p) dans chaque ligne au hasard, et puis transmettre les premiers $p-1$ éléments (gènes) du parent (P1) à l'enfant (E1) pour chaque ligne.

Autrement dit ; l'enfant (E1) garde les mêmes départs de (P1) pour les premiers $p-1$ éléments de l'individu pour chaque ligne. Le reste des départs (gènes) à compléter dans les deux individus enfants est généré en utilisant l'algorithme 6.

Algorithm 6 Procédure de croisement

Entrée *deux individus P1 et P2*
Sélectionner un départ p **dans chaque ligne de P1 aléatoirement**
Pour *chaque ligne i* **faire**
  Pour *chaque départ allant de* $k = 0$ *à* $p-1$ **faire**
    $(X_i^k)E1 \leftarrow X_i^k$
  Fin pour
Fin pour
Pour *chaque ligne i* **faire**
  Pour *chaque départ allant de* $k = p$ *à* F_i **faire**
    Si *le départ sélectionné* X_i^k *est le premier dans la ligne* **faire**
      $(X_i^k)E1 \leftarrow X_i^{'k}$
    Sinon
      Si $(X_i^{'p} \in [(X_i^{k-1})E1 + h_i^{min}, (X_i^{k-1})E1 + h_i^{max}])$
        $(X_i^p)E1 \leftarrow X_i^{'p}$
      Sinon
        Si $X_i^{'p} < (X_i^{k-1})E1 + h_i^{min}$
          $(X_i^p)E1 \leftarrow (X_i^{k-1})E1 + h_i^{min}$
        Sinon
          $(X_i^p)E1 \leftarrow (X_i^{k-1})E1 + h_i^{max}$
        Fin si
      Fin si
    Fin si
  Fin pour
Fin pour
Fin

Pour illustrer la règle utilisée dans l'algorithme, nous considérons deux chromosomes parents (P1) et (P2), avec les mêmes caractéristiques (nombre de lignes, nombre des autobus dans chaque ligne), et nous utilisons la notation présentée dans les deux tableaux suivants pour les deux parents.

X_1^1	X_1^2	...	X_1^p	...	$X_1^{F_1}$	...	X_i^p	...	X_I^1	X_I^2	...	X_I^p	...	$X_I^{F_I}$

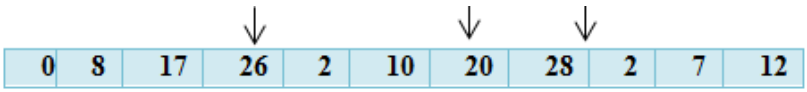
$X_1^{'1}$	$X_1^{'2}$	...	$X_1^{'p}$	...	$X_1^{'F_1}$	...	$X_i^{'p}$	...	$X_I^{'1}$	$X_I^{'2}$	...	$X_I^{'p}$	...	$X_I^{'F_I}$

Après l'application de algorithme 6, nous obtenons le reste de l'individu (enfant 1), ce qui donne une nouvelle solution obtenu par l'opérateur du croisement. La même procédure est répétée pour générer le deuxième enfant, en gardant au début les $p-1$ premiers départs du deuxième parent dans le deuxième enfant. Et pour le reste des départs (gènes) on applique le même algorithme pour compléter la nouvelle solution (enfant 2). Pour clarifier le croisement utilisé, nous supposons qu'on a deux solutions parents réalisables (Parent 1) et (Parent 2) composé de trois lignes, la première ligne est composée de 4 départs, la deuxième ligne de 4 départs et la dernière ligne composée de 3 départs des autobus. Nous supposons qu'on a les caractéristique présentées dans le tableau suivant :

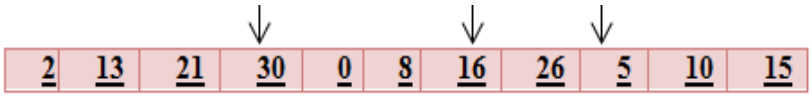
TABLE 3.2 – Les aractéristiques de l'exemple

Les lignes du réseau	Ligne 1	Ligne 2	Ligne 3
h_{min}	8	8	5
h_{max}	13	10	8
F_i	4	4	3

– La première solution (Parent 1)



– La deuxième solution (Parent 2)



La première étape consiste à choisir un départ aléatoirement dans chaque ligne. Dans notre exemple nous avons choisi le quatrième départ dans la première ligne comme un point de croisement, le troisième départ pour la deuxième ligne et le premier départ pour la dernière ligne. Nous expliquerons le principe suivi pour effectuer le croisement dans la deuxième ligne et c'est la même procédure que nous avons appliqué pour les autres lignes pour trouver la nouvelle solution.
Soit le point de croisement $p = 3$ sur la deuxième ligne. L'enfant (E1) garde les mêmes départs que (P1) pour les premiers $p-1$ éléments de la deuxième ligne (parent 1), c'est-à-dire les deux premiers départs dans la deuxième ligne 2 et 10. Pour les deux départs qui restent dans la ligne seront du deuxième parent, et on a la première valeur est 16 mais il n'appartient pas au domaine admissible, elle ne respecte pas l'écart minimale avec le départ précédant. Et on a :

$$X_2^{'3} = 16 \notin [10+8, 10+10] \quad , et \quad X_2^{'3} = 16 < 18$$

Donc, (X_2^3)E1=18
Pour le dernier départ de la ligne la valeur suivante est $X_2'^4 = 26 \notin [18+8, 18+10]$.
Pour les départs des autres lignes, nous utilisons la procédure expliquée ci-dessus, et nous obtenons le premier enfant suivant :

0	8	17	30	2	10	18	26	5	10	15

Avec le même principe, nous générons la deuxième solution suivante (enfant 2) :

2	13	21	26	0	8	18	28	2	7	12

– Procédure de mutation :
L'opérateur de mutation est parmi les opérateurs de diversification permet d'explorer des nouvelles zones dans l'espace de recherche. La procédure de mutation est basée sur le choix d'un ensemble des départs sur une solution réalisable de manière aléatoire ; autrement dit sur chaque ligne on sélectionne aléatoirement un départ p, puis nous effectuons une modification au hasard dans l'intervalle de définition suivant :

$$[X_i^{p-1} + h_i^{min}, X_i^{p-1} + h_i^{max}] \cap [X_i^{p+1} - h_i^{min}, X_i^{p+1} - h_i^{max}]$$

Le choix d'un nouveau départ dans cet intervalle garde la nouvelle solution réalisable puisque nous prenons en considération les écarts (maximal et minimal) avec le départ précédant et le suivant des autobus dans la même ligne.

3.5 Résultats expérimentaux

L'approche multi-agents appliquée à notre modèle a été implémentée en langage C++ sur Intel (R) Core i3 (4 CPUs) à 3,3 GHz, avec 4,00 Go de RAM, afin de comparer la performance de notre modélisation avec des modèles existent dans la littérature. Nous basons notre étude expérimentale sur deux Exemples : le premier exemple qui explique le fonctionnement du modèle proposé et en même temps montre l'efficacité de notre modélisation sur un exemple de petite taille, et le deuxième exemple compare ces performances avec d'autre modèle pour résoudre les mêmes instances de grande taille. Nous utilisons la procédure suivie pour générer les instances utilisées dans [37].

Exemple 1 :
Dans cet exemple, le modèle proposé est appliqué à un problème réel, qui a été introduit dans [26]. L'exemple est un réseau avec trois nœuds et six lignes, Les écarts entre les départs des autobus h_{min} et h_{max} ont été fixés à 14 et 20 minutes respectivement pour chaque ligne i. L'horizon de planification est de [0, 240] minutes et la fréquence de chaque ligne est de 12 (nombre d'autobus). La durée de marche dans chaque zone

fixée à 5 minute (durée nécessaire pour passer d'un autobus à un autre compris la durée d'arrête sur l'autobus) nous résumons ces données dans le tableau suivant :

TABLE 3.3 – Les aractéristiques de l'exemple

Ecart maximal	Ecart minimal	Nombre d'autobus dans chaque ligne	Durée de marche
h_{min}	h_{max}	F_i	w_{ijs}
14	20	12	5

Les temps des trajets sur chaque ligne entre les stations, les stations communes entre les lignes du réseau et les stations de départ de chaque ligne sont représentées sur la figure 3.24.

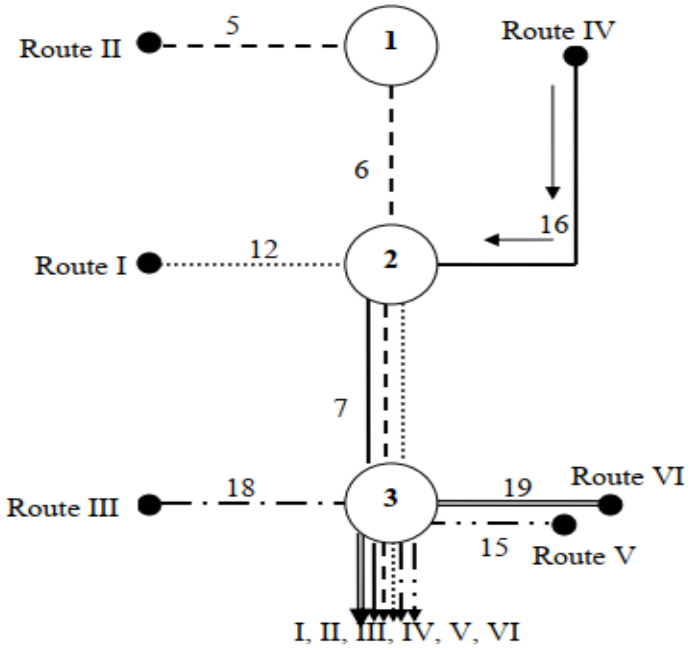


FIGURE 3.24 – Réseau de l'exemple étudié

Par exemple, l'itinéraire de l'autobus 4 est représenté par une ligne continue passant par son départ et les stations 2 et 3, et le temps nécessaire pour passer de la station 2 à la station 3 est de 7 min. Et nous pouvons trouver dans ce réseau des lignes qui partagent les mêmes arcs ; par exemple dans l'arc entre les deux stations 2 et 3 elles passent 3 lignes différentes.

Par la suite dans le tableau 3.4 nous présentons les solutions obtenus dans le front de pareto dans cet exemple par l'application de la méthode présentée. Dans ce tableau nous avons 15 solutions, et pour chaque solution nous présentons le nombre des

synchronisations trouvées, le temps d'attente totale pour chaque solution et le temps d'attente moyenne pour chaque synchronisation entre deux autobus. La sélection dans notre cas est basée sur le principe de dominance. Dans le cas où deux solutions sont incomparables nous utilisons le temps d'attente moyenne pour chaque synchronisation pour sélectionner les meilleurs solutions.

TABLE 3.4 – Résultats trouvés pour l'exemple réel

Solutions	Nombre de synchronisation	Temps d'attente (min)	Temps d'attente moyenne pour chaque synchronisation(min)
Solution 1	398	2104	5.286
Solution 2	396	2096	5.292
Solution 3	393	2051	5.218
Solution 4	399	2136	5.353
Solution 5	392	2050	5.229
Solution 6	394	2053	5.210
Solution 7	397	2099	5.287
Solution 8	395	2083	5.273
Solution 9	400	2166	5.415
Solution 10	390	2043	5.238
Solution 11	401	2198	5.481
Solution 12	402	2245	5.584
Solution 13	398	2112	5.680
Solution 14	384	2034	5.296
Solution 15	403	2469	6.126

En se basant sur le front trouvé, nous effectuons une comparaison avec des résultats trouvés dans la littérature. Pour cela, nous choisissons la meilleure solution trouvée en termes du temps d'attente moyenne pour chaque synchronisation, pour illustrer cette comparaison nous présentons les résultats trouvés dans le tableau 3.5.

TABLE 3.5 – Résultats trouvés par différentes méthodes

Critère	Pas de planification	Définition classique de la synchronisation	Modèle proposé
Temps d'attente (min)	2951	2430	2053
Temps d'attente moyenne pour chaque synchronisation(min)	8.107	7.617	5.211
Nombre de synchronisation	364	319	394

En résolvant un problème réel de petite taille, nous avons pu trouver des meilleurs résultats que l'utilisation de la définition classique existe dans la littérature, ce qui montre

qu'avec notre modèle, nous pouvons trouver d'autres meilleures résultats, comme nous expliquerons dans l'exemple suivant.

Exemple 2 :

Dans cet exemple nous avons basé sur la procédure utilisée pour générer les instances dans [37]. Nous avons généré 12 types d'instances pour clarifier les performances de notre modèle (présenté dans le tableau 3.6), où |I| est le nombre de lignes et |B| est le nombre des nœuds de synchronisation où une paire des lignes différentes doit être synchronisée. L'horizon de planification est de T = 120min.

TABLE 3.6 – Caractéristiques des instances

instance	$\mid I \mid$	$\mid B \mid$	λ_i
A1	05	3	06
A2	05	3	10
A3	15	3	06
A4	15	3	10
A5	20	5	06
A6	20	5	10
A7	25	5	06
A8	25	5	10
A9	35	8	06
A10	35	8	10
A11	40	8	06
A12	40	8	10

Toutes les instances ont les caractéristiques communes suivantes :

- La fréquence F_i est générée aléatoirement dans [4,10] pour chaque ligne i.
- La durée t_s^i nécessaire pour passer du début de la ligne i au zone de synchronisation s, générée aléatoirement dans [20,60] pour chaque ligne i du réseau.
- Le durée de marche pour chaque zone de correspondance s, généré aléatoirement dans [3,5].
- L'ecart maximale entre deux départs consécutives (resp. minimale) $h_{max} = \frac{T}{F_i} + \lambda_i$ (resp. $h_{min} = \frac{T}{F_i} - \lambda_i$), avec λ_i est le paramètre de flexibilité.

Après la génération des instances selon les paramètres ci-dessus, nous avons généré en utilisant l'opérateur de génération expliqué dans la section des opérateur de diversification des solutions pour chaque instance. Ensuite, nous avons résolu les mêmes instances en utilisant la définition classique de la synchronisation entre les autobus, puis la définition que nous avons expliquée. Pour chaque solution, nous avons calculé le temps d'attente moyen dans chaque station de correspondance. Pour clarifier notre contribution, nous avons résolu notre modèle mathématique avec l'approche multi-agents et les résultats que nous avons obtenus sont présentés dans le tableau 3.7.

TABLE 3.7 – Résultats trouvés pour l'exemple

Instances	Résultats dans le cas sans planification	Résultats trouvés par la définition classique de la synchronisation	Résultats trouvés par la nouvelle définition proposé
A1	04 min 18 s	04 min 48 s	03 min 20 s
A2	03 min 27 s	03 min 48 s	03 min 04 s
A3	05 min 06 s	04 min 35 s	04 min 05 s
A4	05 min 12 s	04 min 27 s	03 min 36 s
A5	09 min 27 s	07 min 54 s	06 min 52 s
A6	09 min 32 s	07 min 54 s	07 min 07 s
A7	08 min 49 s	07 min 26 s	07 min 21 s
A8	09 min 00 s	07 min 23 s	06 min 43 s
A9	14 min 33 s	12 min 09 s	11 min 29 s
A10	14 min 45 s	11 min 32 s	11 min 20 s
A11	14 min 57 s	13 min 29 s	13 min 05 s
A12	15 min 08 s	13 min 11 s	12 min 39 s

Nous avons comparé le temps d'attente moyen dans chaque nœud de synchronisation obtenu en résolvant les 12 instances générées. Les résultats sont présentés sur la figure 3.25 où l'axe horizontal représente les différentes instances avec $\lambda_i = 6$, et l'axe vertical représente les temps d'attente en minutes. La couleur bleu nuit dans chaque instance représente le temps d'attente en cas de non planification, le bleu majorelle indique le temps d'attente dans le cas d'une synchronisation classique, et nos résultats, obtenus par notre nouveau modèle sont présentés avec la couleur bleu ciel dans la figure3.25.

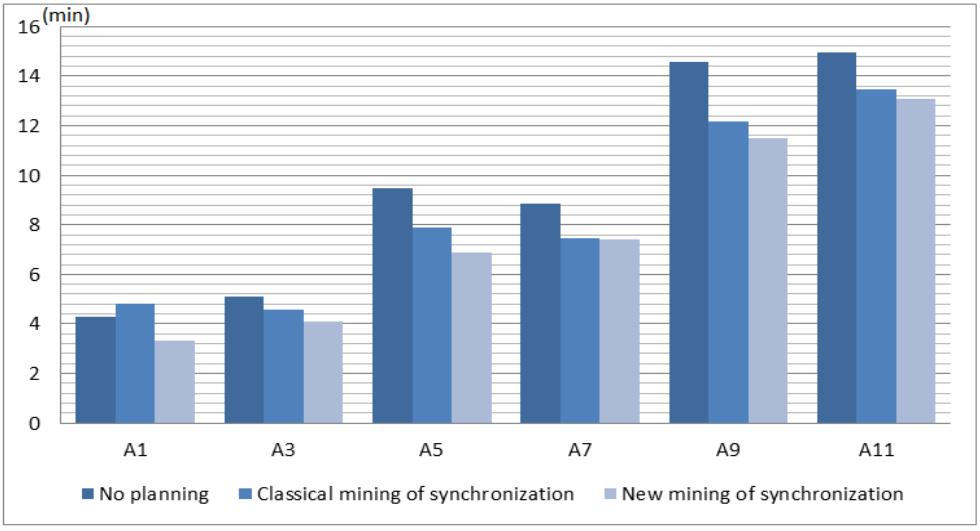


FIGURE 3.25 – Représentation graphique du temps d'attente en fonction des instances

A partir de cette figure, les résultats suivants peuvent être observés.

- Le temps d'attente dans chaque station de correspondance diminue pour chaque instance dans notre modèle par rapport à d'autres cas, ce qui montre que l'étude du problème des horaire des autobus avec la nouvelle définition de la synchronisation permet de trouver une meilleure planification. Par exemple, les résultats trouvés avec notre modèle dans l'instance A5 diminuent le temps d'attente de 7 min 54 s à 6 min 52 s.
- Un cas particulier dans l'instance A1, qui est la solution dans le cas "No planning", la solution trouvée est meilleure que la solution dans le cas "Classical mining of synchronization". Nous expliquons ça par la génération aléatoire de la solution. De plus, il y a une probabilité de trouver la solution optimale dans des petites instances, et cette probabilité elle diminue si on augmente la taille du réseau.
- Le temps d'attente obtenu dépend des types d'instances. Autrement dit, lorsque le nombre de lignes augmente, le temps d'attente moyen augmente. En effet, trouver ou approcher la solution optimale dans des petites instances est facile par rapport à des instances plus grandes, la méthode utilisée dans la résolution permet d'approcher la solution optimale dans un temps raisonnable donc si l'instance est plus grande, l'espace de recherche est suffisamment large et il y a une probabilité de trouver une mauvaise solution dans un délai raisonnable.

Dans la suite nous étudions l'influence de la modification des écarts entre les départs des autobus dans le réseau. Pour cela dans la figure 3.26 nous présentons les résultats obtenus dans les deux cas (le cas de la synchronisation classique et le cas du modèle proposé) pour deux différentes valeurs de λ, ce qui donne deux différentes valeurs pour h_{min} et h_{max}.

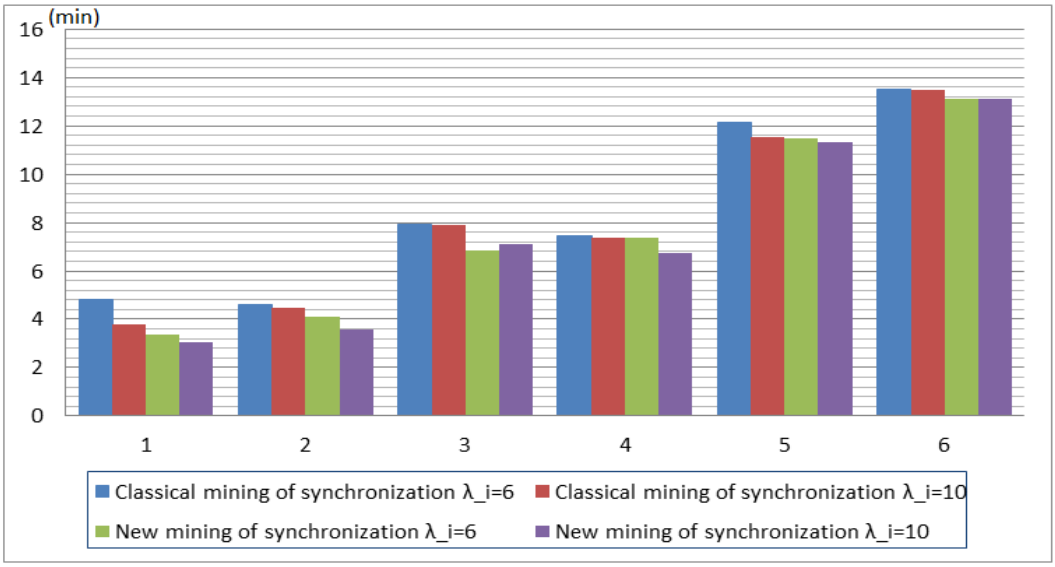


FIGURE 3.26 – Différents résultats selon la valeur de λ

Nous remarquons sur la figure 3.26 que les résultats obtenus dans le cas de $\lambda_i = 10$ minimise le temps d'attente moyen dans les stations de correspondances mieux que le cas de $\lambda_i = 6$ dans chaque instance, ce qui montre que si la fenêtre de variation des écarts entre les départs des autobus est plus grande, le temps d'attente diminue. En effet, le domaine admissible de X_i^p (l'heure de départ) devient large.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'un des problèmes majeurs du transport urbain, à savoir le temps d'attente dans les réseaux des autobus. En effet, la minimisation du temps d'attente dans un réseau fait partie des grands facteurs qui influencent la qualité du service. Pour cela, nous avons présenté un nouveau modèle mathématique pour traiter le problème de planification des horaires des autobus dans les réseaux de transport afin de minimiser le temps d'attente de transfert des passagers dans les zones de correspondance. Dans la littérature, les travaux qui traitent ce genre de problème sont basés sur la synchronisation entre les autobus, et pour cela, nous avons présenté un modèle mathématique basé sur la synchronisation. Notre modèle donne une nouvelle définition à la synchronisation entre les autobus afin de minimiser d'une manière efficace le temps d'attente dans les zones de correspondance. Nous avons testé notre modèle avec un problème réel (petite taille). Pour confirmer l'efficacité de notre modèle, nous avons généré différentes instances et comparé les résultats obtenus avec les résultats obtenus en utilisant la définition classique de la synchronisation.

La complexité du problème est principalement due à l'utilisation d'un espace de recherche assez large. Ainsi, pour résoudre notre modèle, nous nous avons appuyé sur l'intelligence artificielle distribuée. Dans ce sens, nous avons adapté une approche basée sur des systèmes multi-agents.

Conclusion générale et perspectives

Sous le slogan "la science peut sauver l'environnement", nous avons étudié dans cette thèse deux axes principaux permettant de réduire les émissions des GESs. Le premier concerne l'électrification des véhicules électrique, plus précisément la planification d'une infrastructure des véhicules électriques rechargeable par induction. Nous avons proposé un modèle mathématique multi objectif qui permet de trouver un compromis entre le coût des émetteurs de puissance à installer et le coût des batteries à utiliser dans les véhicules dans un réseau composé de plusieurs lignes qui peuvent partager des mêmes arcs. Le deuxième concerne l'amélioration des performances du transport public en favorisant l'utilisation du transport en commun au lieu d'utiliser le transport personnel. Dans ce sens, nous avons minimisé le temps d'attente dans un réseau des autobus plus précisément le temps d'attente dans les zones de correspondance, ce qui influence directement sur la qualité de service. Nous avons proposé un modèle mathématique multi objectif permettant, d'une part, de maximiser le nombre des synchronisations dans le réseau, et d'autre part, minimiser le temps d'attente dans les zones de synchronisation.

Après avoir présenté une introduction générale, nous avons abordé dans le premier chapitre une généralité sur les émissions des GESs en soulignant la part des émissions liée au transport. Par la suite, nous avons donné un aperçu détaillé sur les véhicules électriques comme un moyen vers une mobilité verte. Ainsi, nous avons illustré l'évolution et les caractéristiques des batteries comme unité principale de chaque véhicule. Par ailleurs, nous avons expliqué l'impact du temps d'attente sur l'utilisation du transport commun.

Ensuite, dans le deuxième chapitre, nous avons étudié le problème d'allocation des segments de recharge par induction dans un réseau des autobus. Dans un premier temps, nous avons fourni un état de l'art sur l'allocation des segments de recharge par induction. D'après la recherche bibliographie réalisée, nous avons constaté que le problème d'allocation des segments de recharge dans un réseau d'autobus rechargeable par induc-

tion assurant un déplacement (aller-retour) pour chaque autobus sans rester en rupture de charge entre un départ et une destination n'a pas encore été étudié. Dans notre étude, nous avons proposé une modélisation mathématique de cette problématique, puis nous avons validé notre modèle avec le solveur CPLEX en utilsant des petites instances. Pour les grandes instances, nous nous somme basé sur une méta-heuristique qui donne des solutions dans un temps raisonnable. Nous avons adapté la méta-heuristique multi-objectif NSGA-II. Enfin, nous avons analysé et discuté les résultats trouvés en vue de montrer l'efficacité de notre modélisation.

Le troisième chapitre porte sur l'un des problèmes les plus ennuyeux dans le transport en commun qui est le temps d'attente dans un réseau des autobus. L'objectif est de favoriser le transport en commun afin de réduire les émissions des GESs. Dans un premier temps, nous avons commencé par une description du problème de planification des horaires d'un réseau des autobus qui prens en compte le temps d'attente il représente l'un des meilleurs critères pour mesurer la qualité de service. Ensuite, nous avons proposé une définition de la synchronisation entre les autobus dans les zones de correspondance. Puis, en se basant sur cette définition, nous avons proposé un modèle mathématique multi objectif qui maximise le nombre des synchronisations dans les zones de correspondance, et minimise le temps d'attente entre les autobus synchronisés. Pour résoudre notre modèle mathématique, et due à la complexité du modèle, nous avons adapté une métaheuriqtique basée sur les systèmes multi-agents. Finalement, les résultats sont analysés et discutés afin de montrer l'efficacité de notre modèle mathématique et de la méthode de résolution appliquée.

Les problèmes traités dans le présent rapport ouvrent de nombreuses perspectives. Ils représentent un axe de recherche très intéressant et très vaste, surtout, dans le cadre des véhicules électriques. Afin d'enrichir ce travail, il serait intéressant de :

- Etudier un réseau composé de plusieurs types des batteries (flotte hétérogène),
- Considérer la durée de vie des batteries comme l'un des objectifs,
- Intégrer la recharge statique dans le réseau, nous parlerons alors d'un réseau routier qui contient deux modes de recharge, dynamique et statique,
- Minimiser la consommation de l'énergie durant le déplacement des véhicules dans le réseau.

Liste des publications

Nos travaux de recherche ont fait l'objet de plusieurs publications dans des revues internationales à comité de lecture, et des communications dans des manifestations scientifiques internationales et nationales :

Publications

- " ELBAZ H., EL HILALI ALAOUI A., "Optimization of Correspondence Times in Bus Network Zones, Modeling and Resolution by the Multi-Agent Approach ". Article publié dans le journal " Journal of the Operations Research Society of China". DOI : 10.1007/s40305-020-00307-8

- " ELBAZ H., EL HILALI ALAOUI A., "Optimal Installation of the Power Transmitters in the Dynamic Wireless Charging for Electric Vehicles in a Multipath Network with the Round-trip Case". Article publié dans le journal "International Journal of Intelligent Transportation Systems Research". DOI : 10.1007/s13177-021-00270-5

- " ELBAZ H., EL HILALI ALAOUI A., BENCHEIKH G,. "The Synchronization Bus Timetabling Problem, Modeling and Resolution by the Multi-agent Approach", publié dans IEEE Xplore, 4ème édition de la conférence IEEE internationale Gestion Opérationnelle de la Logistique (GOL'18), Université du Havre, France. DOI : 10.1109/GOL.2018.8378098

- " ELBAZ H., EL HILALI ALAOUI A.," The Optimal Location of the Electric Vehicle Infrastructure Utilizing Wireless Charging in a Multipath Network, Round-trip", publié dans IEEE Xplore, 5ème édition de la conférence IEEE internationale Gestion Opérationnelle de la Logistique (GOL'20), ENSIAS, Rabat, Maroc. DOI : 10.1109/GOL49479.2020.9314738

– " ELBAZ H., BOURZIK M., EL HILALI ALAOUI A., "Locating static and dynamic charging infrastructure for electric vehicles with the optimal battery lifetime in the case of heterogeneous batteries". Article en cours.

– " ELBAZ H., EL HILALI ALAOUI A., ROUKY N., " A Dynamic dial-a-ride problem ; optimization of demand satisfaction and energy consumption ". Article en cours.

Communications

– The International Conference on Applied Mathematics, 19-20 October 2017, Taza-Maroc Par une communication orale sous le titre "A Multi-Agent Approach to Solve the Synchronization Bus Timetabling Problem".

– Participation à la 5ème Rencontre du Laboratoire Modélisation et Calcul Scientifique sous le thème : Calcul Scientifique et Application Aux Problèmes Socio-économiques. 23-24 Octobrer 2017, Faculté des sciences et techniques Fès-Maroc par une communication orale sous le titre "La Synchronisation des Bus par Zone : Modélisation et Résolution par Métaheuristique".

– Participation à la 4ème édition de la conférence internationale " Gestion Opérationnelle de la Logistique (GOL'18) ", Université du Havre, France, 10-12 avril, 2018. Par une communication orale sous le titre "The Synchronization Bus Timetabling Problem, Modeling and Resolution by the Multi-agent Approach".

– Participation à la 6ème Rencontre du Laboratoire Modélisation et Calcul Scientifique sous le thème : Calcul Scientifique et Application Aux Problèmes Socio économiques. 28-29 Juin 2019, Faculté des sciences et techniques Fès-Maroc par une communication orale sous le titre "The Optimal Location of the Electric Vehicle Infrastructure in a Multipath Network, Round-trip".

– Participation à la 5ème édition de la conférence internationale "Gestion Opérationnelle de la Logistique (GOL'20)", ENSIAS, Rabat, Maroc, 28-30 octobre, 2020. Par une communication orale sous le titre "The Optimal Location of the Electric Vehicle Infrastructure Utilizing Wireless Charging in a Multipath Network, Round-trip".

– Soumission au 21ème congrès annuel de la société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision (ROADEF 2020) (papier accepté).

Bibliographie

[1] AHN, Seungyoung, SUH, N. P., et CHO, D. H. The all-electric car you never plug in. IEEE Spectrum ; IEEE : Anaheim, CA, USA, 2013

[2] ARMSTRONG, A. Robert et BRUCE, Peter G. Synthesis of layered LiMnO 2 as an electrode for rechargeable lithium batteries. Nature, 1996, vol. 381, no 6582, p. 499-500

[3] BEAMON, Benita M. Designing the green supply chain. Logistics information management, 1999

[4] BEAULIEU, M. Définir et maîtriser la complexité des réseaux de logistique à rebours. Proceedings Les Troisièmes Rencontres Internationales de la Recherche en Logistique, 2000

[5] BENSON, Harold P. Existence of efficient solutions for vector maximization problems. Journal of Optimization Theory and Applications, 1978, vol. 26, no 4, p. 569-580

[6] BIEKER, Georg. A Global Comparison of the Life-Cycle Greenhouse Gas Emissions of Combustion Engine and Electric Passenger Cars. communications, 2021, vol. 49, no 30, p. 847129-102

[7] BLICKLE, Tobias et THIELE, Lothar. A comparison of selection schemes used in evolutionary algorithms. Evolutionary Computation, 1996, vol. 4, no 4, p. 361-394

[8] BURKE, Edmund, KENDALL, Graham, NEWALL, Jim, et al. Hyper-heuristics : An emerging direction in modern search technology. In : Handbook of metaheuristics. Springer, Boston, MA, 2003. p. 457-474

[9] CARMELI, M. S., CASTCLLI-DEZZA, F., MAURI, M., et al. Analysis of a quasi-dynamic Wireless Power Transfer System for EV batteries charging. In : 2018 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM). IEEE, 2018. p. 383-388

[10] CEDER, Avishai, GOLANY, Boaz, et TAL, Ofer. Creating bus timetables with maximal synchronization. Transportation Research Part A : Policy and Practice, 2001, vol. 35, no 10, p. 913-928

[11] CEVALLOS, Fabian et ZHAO, Fang. Minimizing transfer times in public transit network with genetic algorithm. Transportation Research Record, 2006, vol. 1971, no 1, p. 74-79

[12] CHANKONG, Vira et HAIMES, Yacov Y. Multiobjective decision making : theory and methodology. Courier Dover Publications, 2008

[13] CHEN, C. H., LIU, J., STOLL, M. E., et al. Aluminum-doped lithium nickel cobalt oxide electrodes for high-power lithium-ion batteries. Journal of power Sources, 2004, vol. 128, no 2, p. 278-285

[14] CHOPRA, S. et BAUER, P. On-road contactless power transfer-case study for driving range extension of EV. In : IECON 2011-37th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IEEE, 2011. p. 4596-4602

[15] CHOUINARD, Marc. Système organisationnel et architecture d'un support d'information sur l'intégration des activités de logistique inversée au sein d'un centre de réadaptation. 2003

[16] COLLETTE, Yann et SIARRY, Patrick. Multiobjective optimization : principles and case studies. Springer Science & Business Media, 2004

[17] DADUNA, Joachim R. et VOB, Stefan. Practical experiences in schedule synchronization. In : Computer-Aided Transit Scheduling. Springer, Berlin, Heidelberg, 1995. p. 39-55

[18] DAS, Indraneel et DENNIS, John E. A closer look at drawbacks of minimizing weighted sums of objectives for Pareto set generation in multicriteria optimization problems. Structural optimization, 1997, vol. 14, no 1, p. 63-69

[19] DEB, Kalyanmoy. Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms : an introduction. In : Multi-objective evolutionary optimisation for product design and manufacturing. Springer, London, 2011. p. 3-34

[20] DEB, Kalyanmoy. Multi-objective optimization. In : Search methodologies. Springer, Boston, MA, 2014. p. 403-449

[21] DEB, Kalyanmoy, PRATAP, Amrit, AGARWAL, Sameer, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II. IEEE transactions on evolutionary computation, 2002, vol. 6, no 2, p. 182-197

[22] DEVARENNE, Isabelle. Etudes en recherche locale adaptative pour l'optimisation combinatoire. Université de Franche-Comté et l'Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2007

[23] DE JONG, Kenneth Alan. Analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. 1975

[24] DE WECK, Olivier L. Multiobjective optimization : History and promise. In : Invited Keynote Paper, GL2-2, The Third China-Japan-Korea Joint Symposium on Optimization of Structural and Mechanical Systems, Kanazawa, Japan. 2004. p. 34

[25] EHRGOTT, Matthias. Multicriteria optimization. Springer Science & Business Media, 2005

[26] ERANKI, Anitha. A model to create bus timetables to attain maximum synchronization considering waiting times at transfer stops. 2004

[27] EVANS IV, John E. Transit Scheduling and Frequency-Traveler Response to Transportation System Changes. 2004

[28] FALKNER, Robert. The Paris Agreement and the new logic of international climate politics. International Affairs, 2016, vol. 92, no 5, p. 1107-1125

[29] FAROOQ, Usman et LAM, Chiou Peng. A max-min multiobjective technique to optimize model based test suite. In : 2009 10th ACIS International Conference on Software Engineering, Artificial Intelligences, Networking and Parallel/Distributed Computing. IEEE, 2009. p. 569-574

[30] FENG, Xuesong, ZHU, Xiaojing, QIAN, Xuepeng, et al. A new transit network design study in consideration of transfer time composition. Transportation Research Part D : Transport and Environment, 2019, vol. 66, p. 85-94

[31] FERBER, Jacques. Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective. InterEditions, 1997

[32] FERBER, Jacques et LES SYSTEMES, MULTI-AGENTS. Vers une intelligence collective. 1995

[33] FISHBURN, Peter C. Letter to the editor additive utilities with incomplete product sets : application to priorities and assignments. Operations Research, 1967, vol. 15, no 3, p. 537-542

[34] FISHER, Taylor M., FARLEY, Kathleen Blair, GAO, Yabiao, et al. Electric vehicle wireless charging technology : a state-of-the-art review of magnetic coupling systems. Wireless Power Transfer, 2014, vol. 1, no 2, p. 87-96

[35] FONSECA, Carlos M., FLEMING, Peter J., et al. Genetic Algorithms for Multiobjective Optimization : FormulationDiscussion and Generalization. In : Icga. 1993. p. 416-423

[36] FOOTE, Andrew et ONAR, Omer C. A review of high-power wireless power transfer. In : 2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC). IEEE, 2017. p. 234-240

[37] FOUILHOUX, Pierre, IBARRA-ROJAS, Omar Jorge, KEDAD-SIDHOUM, Safia, et al. Valid inequalities for the synchronization bus timetabling problem. European Journal of Operational Research, 2016, vol. 251, no 2, p. 442-450

[38] FOURMAN, Michael P. Compaction of symbolic layout using genetic algorithms. In : Proceedings of the 1st international conference on genetic algorithms. 1985. p. 141-153

[39] GALIGEKERE, Veda Prakash, PRIES, Jason, ONAR, Omer C., et al. Design and implementation of an optimized 100 kW stationary wireless charging system for EV battery recharging. In : 2018 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE). IEEE, 2018. p. 3587-3592

[40] GOLBERG, David E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning. Addion wesley, 1989, vol. 1989, no 102, p. 36

[41] GUIHAIRE, Valérie et HAO, Jin-Kao. Transit network design and scheduling : A global review. Transportation Research Part A : Policy and Practice, 2008, vol. 42, no 10, p. 1251-1273

[42] GUIHAIRE, Valérie. Modélisation et Optimisation pour le Graphicage des Lignes de Bus. 2009. Thèse de doctorat. Université d'Angers

[43] HAIMES, Yacov. On a bicriterion formulation of the problems of integrated system identification and system optimization. IEEE transactions on systems, man, and cybernetics, 1971, vol. 1, no 3, p. 296-297

[44] HASCHKA, F. et SCHLIECK, D. High power nickel-cadmium cells with fiber electrodes (FNC). In : Proceedings of the 32nd international power sources symposium. 1986

[45] HERNANDEZ-RODRIGUEZ, Guillermo. Optimisation multiobjectif de réseaux de transport de gaz naturel. 2011. Thèse de doctorat. Toulouse, INPT

[46] HOEKSTRA, Auke et STEINBUCH, Maarten. Comparing the lifetime green house gas emissions of electric cars with the emissions of cars using gasoline or diesel. Eindhoven University of Technology 2020

[47] HOF, Julian, SCHNEIDER, Michael, et GOEKE, Dominik. Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an AVNS algorithm for vehicle-routing problems with intermediate stops. Transportation Research Part B : Methodological, 2017, vol. 97, p. 102-112

[48] IBARRA-ROJAS, Omar J. et RIOS-SOLIS, Yasmin A. Synchronization of bus timetabling. Transportation Research Part B : Methodological, 2012, vol. 46, no 5, p. 599-614

[49] IBARRA-ROJAS, Omar J., MUNOZ, Juan C., GIESEN, Ricardo, et al. Integrating frequency setting, timetabling, and route assignment to synchronize transit lines. Journal of Advanced Transportation, 2019, vol. 2019

[50] IEA, CO2. Emissions from Fuel Combustion Highlights. International Energy Agency : Paris, France, 2012

[51] JACQUES, FERBER. Les systèmes multi-agents : vers une intelligence collective. InterEditions, Paris, 1995, vol. 322

[52] JANG, Young Jae, JEONG, Seungmin, et LEE, Min Seok. Initial energy logistics cost analysis for stationary, quasi-dynamic, and dynamic wireless charging public transportation systems. Energies, 2016, vol. 9, no 7, p. 483

[53] JANG, Young Jae, SUH, Eun Suk, et KIM, Jong Woo. System architecture and mathematical models of electric transit bus system utilizing wireless power transfer technology. IEEE Systems Journal, 2015, vol. 10, no 2, p. 495-506

[54] JANG, Young Jae, KO, Young Dae, et JEONG, Seungmin. Optimal design of the wireless charging electric vehicle. In : 2012 IEEE International Electric Vehicle Conference. IEEE, 2012. p. 1-5

[55] JANSEN, Leise Neel, PEDERSEN, Michael Berliner, et NIELSEN, Otto Anker. Minimizing passenger transfer times in public transport timetables. In : 7th Conference of the Hong Kong Society for Transportation Studies, Transportation in the information age, Hong Kong. 2002. p. 229-239

[56] JENNINGS, Nicholas R., SYCARA, Katia, et WOOLDRIDGE, Michael. A roadmap of agent research and development. Autonomous agents and multi-agent systems, 1998, vol. 1, no 1, p. 7-38

[57] JEONG, Seungmin, JANG, Young Jae, et KUM, Dongsuk. Economic analysis of the dynamic charging electric vehicle. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, vol. 30, no 11, p. 6368-6377

[58] JEONG, Seungmin, JANG, Young Jae, et KUM, Dongsuk. Design optimization of the OLEV system considering battery lifetime. In : 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2014. p. 2492-2498

[59] JEONG, Seungmin, JANG, Young Jae, et KUM, Dongsuk. Economic analysis of the dynamic charging electric vehicle. IEEE Transactions on Power Electronics, 2015, vol. 30, no 11, p. 6368-6377

[60] JOULIE´, Marion. Mécanisme de dissolution de matériaux actifs d'électrodes de type LiNi1/3Mn1/3Co1/3O2 d'accumulateurs Li-ion en vue de leur recyclage. 2015. Thèse de doctorat. Montpellier, Ecole nationale supérieure de chimie

[61] JOZEFOWIEZ, Nicolas. Optimisation combinatoire multi-objectif : des méthodes aux problèmes, de la Terre à (presque) la Lune. 2013. Thèse de doctorat. Institut National Polytechnique de Toulouse (INP Toulouse)

[62] KAELBLING, Leslie Pack, LITTMAN, Michael L., et MOORE, Andrew W. Reinforcement learning : A survey. Journal of artificial intelligence research, 1996, vol. 4, p. 237-285

[63] KAMOUN, Mohamed Amine. Conception d'un système d'information pour l'aide au déplacement multimodal : Une approche multi-agents pour la recherche et la composition des itinéraires en ligne. 2007. Thèse de doctorat. Ecole Centrale de Lille

[64] KIM, Jiseong, KIM, Jonghoon, KONG, Sunkyu, et al. Coil design and shielding methods for a magnetic resonant wireless power transfer system. Proceedings of the IEEE, 2013, vol. 101, no 6, p. 1332-1342

[65] KITTELSON & ASSOCIATES, UNITED STATES. FEDERAL TRANSIT ADMINISTRATION, TRANSIT COOPERATIVE RESEARCH PROGRAM, et al. Transit capacity and quality of service manual. Transportation Research Board, 2003

[66] KOTLER, Philip et TURNER, Ronald E. Marketing management : Analysis, planning, implementation, and control. Upper Saddle River, NJ : Prentice hall, 1997.

[67] KO, Young Dae et JANG, Young Jae. The parameter design of the wireless power electric vehicle. In : 2014 IEEE 79th Vehicular Technology Conference (VTC Spring). IEEE, 2014. p. 1-5

[68] KO, Young Dae et OH, Yonghui. Efficient Deployment Design of Wireless Charging Electric Tram System with Battery Management Policy. Sustainability, 2020, vol. 12, no 7, p. 2920

[69] KO, Young Dae et JANG, Young Jae. The optimal system design of the online electric vehicle utilizing wireless power transmission technology. IEEE Transactions on intelligent transportation systems, 2013, vol. 14, no 3, p. 1255-1265

[70] LAICHOUR, Hakim. Modélisation multi-agent et aide à la décision : application à la régulation des correspondances dans les réseaux de transport urbain. 2002. Thèse de doctorat. Lille 1

[71] LARMINIE, James et LOWRY, John. Electric vehicle technology explained. John Wiley & Sons, 2012

[72] LEE, Hyukjoon, JI, Dongjin, et CHO, Dong-Ho. Optimal Design of Wireless Charging Electric Bus System Based on Reinforcement Learning. Energies, 2019, vol. 12, no 7, p. 1229

[73] LIU, Zhaocai et SONG, Ziqi. Robust planning of dynamic wireless charging infrastructure for battery electric buses. Transportation Research Part C : Emerging Technologies, 2017, vol. 83, p. 77-103

[74] LUKIC, Srdjan et PANTIC, Zeljko. Cutting the cord : Static and dynamic inductive wireless charging of electric vehicles. IEEE Electrification Magazine, 2013, vol. 1, no 1, p. 57-64

[75] MAGGETTO, Gaston et VAN MIERLO, Joeri. Electric and electric hybrid vehicle technology : a survey. 2000

[76] MANNERS-BELL, J. A. K. L. et LYON, K. The Future of Logistics : What Does the Future Hold for Freight Forwarders. Kewill : London, UK, 2015

[77] MEIGNAN, David. Une approche organisationnelle et multi-agent pour la modélisation et l'implantation de métaheuristiques, Application aux problèmes d'optimisation de réseaux de transports. 2008. Thèse de doctorat. Universite de Technologie de Belfort-Montbeliard

[78] MEIGNAN, David, CREPUT, Jean-Charles, et KOUKAM, Abderrafiâa. An organizational view of metaheuristics. In : First International Workshop on Optimisation in Multi-Agent Systems, AAMAS. 2008. p. 77-85

[79] MEIGNAN, David, CREPUT, Jean-Charles, et KOUKAM, Abderrafiâa. A coalition-based metaheuristic for the vehicle routing problem. In : 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation (IEEE World Congress on Computational Intelligence). IEEE, 2008. p. 1176-1182

[80] MEIGNAN, David, KOUKAM, Abderrafiaa, et CREPUT, Jean-Charles. Coalition-based metaheuristic : a self-adaptive metaheuristic using reinforcement learning and mimetism. Journal of Heuristics, 2010, vol. 16, no 6, p. 859-879

[81] MILLER, John M., JONES, Perry T., LI, Jan-Mou, et al. ORNL experience and challenges facing dynamic wireless power charging of EV's. IEEE Circuits and Systems Magazine, 2015, vol. 15, no 2, p. 40-53

[82] MITZUSHIMA, K. PC Jones, PJ Wiseman and JB Goodenough. Mat. Res. Bull, 1980, vol. 15, p. 783

[83] MOHAMED, Ahmed AS, LASHWAY, Christopher R., et MOHAMMED, Osama. Modeling and feasibility analysis of quasi-dynamic WPT system for EV applications. IEEE transactions on transportation electrification, 2017, vol. 3, no 2, p. 343-353

[84] MOHREHKESH, Shahram et NADEEM, Tamer. Toward a wireless charging for battery electric vehicles at traffic intersections. In : 2011 14th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2011. p. 113-118

[85] MOUHRIM, Nisrine, EL HILALI ALAOUI, Ahmed, et BOUKACHOUR, Jaouad. Pareto efficient allocation of an in-motion wireless charging infrastructure for electric vehicles in a multipath network. International Journal of Sustainable Transportation, 2019, vol. 13, no 6, p. 419-432

[86] MOUHRIM, Nisrine, ALAOUI, Ahmed El Hilali, et BOUKACHOUR, Jaouad. Optimal allocation of wireless power transfer system for electric vehicles in a multipath environment. In : 2016 3rd International Conference on Logistics Operations Management (GOL). IEEE, 2016. p. 1-7

[87] MULTON, Bernard et HIRSINGER, Laurent. Problème de la motorisation d'un véhicule électrique. In : Journées de la section électrotechnique du club EEA 1994. 1994. p. 22p

[88] NITTA, Naoki, WU, Feixiang, LEE, Jung Tae, et al. Li-ion battery materials : present and future. Materials today, 2015, vol. 18, no 5, p. 252-264

[89] OZCAN, Ender, BILGIN, Burak, et KORKMAZ, Emin Erkan. A comprehensive analysis of hyper-heuristics. Intelligent data analysis, 2008, vol. 12, no 1, p. 3-23

[90] PETERSON, Scott B., WHITACRE, J. F., et APT, Jay. The economics of using plug-in hybrid electric vehicle battery packs for grid storage. Journal of Power Sources, 2010, vol. 195, no 8, p. 2377-2384

[91] POSDIJK, Wouter. The influence of the simplicity/informativeness trade-off on the sematic typology of quantifiers. 2019

[92] Pratt, R.H., Coople, J. : Traveler response to transportation system changes. Media Info, p. 408 (1981)

[93] PYE, Steve, LI, Francis GN, PRICE, James, et al. Achieving net-zero emissions through the reframing of UK national targets in the post-Paris Agreement era. Nature Energy, 2017, vol. 2, no 3, p. 1-7

[94] RODRIGUE, Jean-Paul, SLACK, Brian, et COMTOIS, Claude. Green logistics. In : Handbook of logistics and supply-chain management. Emerald Group Publishing Limited, 2017

[95] ROUGIER, A., GRAVEREAU, P., et DELMAS, C. Optimization of the Composition of the Li1- z Ni1+ z O 2 Electrode Materials : Structural, Magnetic, and Electrochemical Studies. Journal of The Electrochemical Society, 1996, vol. 143, no 4, p. 1168

[96] SAGAAMA, Insaf, KCHICHE, Amine, TROJET, Wassim, et al. Impact of Road Gradient on Electric Vehicle Energy Consumption in Real-World Driving. In : International Conference on Advanced Information Networking and Applications. Springer, Cham, 2020. p. 393-404

[97] SANGUESA, Julio A., TORRES-SANZ, Vicente, GARRIDO, Piedad, et al. A Review on Electric Vehicles : Technologies and Challenges. Smart Cities, 2021, vol. 4, no 1, p. 372-404

[98] SARPONG, Boadu Mensah. Column generation for bi-objective integer linear programs : application to bi-objective vehicle routing problems. 2013. Thèse de doctorat

[99] SBIHI, Abdelkader et EGLESE, Richard W. The relationship between vehicle routing and scheduling and green logistics-a literature survey. 2007

[100] SCHARY, Philip B. et SKJOTT-LARSEN, Tage. Managing the global supply chain. Handelshojskolens forlag, 2001

[101] SHAJU, Kuthanapillil M. et BRUCE, Peter G. Macroporous Li (Ni1/3Co1/3Mn1/3) O2 : A High-Power and High-Energy Cathode for Rechargeable Lithium Batteries. Advanced Materials, 2006, vol. 18, no 17, p. 2330-2334

[102] SHIN, Seungyong, SHIN, Jaegue, KIM, Yangsu, et al. Hybrid inverter segmentation control for online electric vehicle. In : 2012 IEEE International Electric Vehicle Conference. IEEE, 2012. p. 1-6

[103] SHRIVASTAVA, Prabhat et DHINGRA, S. L. Development of coordinated schedules using genetic algorithms. Journal of Transportation Engineering, 2002, vol. 128, no 1, p. 89-96

[104] SUH, Nam P. et CHO, Dong Ho. Making the move : from internal combustion engines to wireless electric vehicles. In : The on-Line Electric Vehicle. Springer, Cham, 2017. p. 3-15

[105] TARASCON, J. M. Histoire et Evolution Des Technologies d'accumulateurs. Chaire Développement durable Environnement, Energie et Société, 2011

[106] TETER, Jacob, CAZZOLA, Pierpaolo, GUL, Timur, et al. The future of trucks : Implications for energy and the environment. 2017

[107] THIELL, Marcus, ZULUAGA, Juan Pablo Soto, MONTANEZ, Juan Pablo Madiedo, et al. Green logistics : Global practices and their implementation in emerging markets. In : Green finance and sustainability : Environmentally-aware business models and technologies. IGI Global, 2011. p. 334-357

[108] THIERRY, Martijn, SALOMON, Marc, VAN NUNEN, Jo, et al. Strategic issues in product recovery management. California management review, 1995, vol. 37, no 2, p. 114-136

[109] ULRICH, Lawrence. State of charge. IEEE Spectrum, 2012, vol. 49, no 1, p. 56-59

[110] UNIES, Nations. Protocole de Kyoto la convention-cadre des Nations Unies sur les changements climatiques. Kyoto, Japon, 1998

[111] YAMADA, Atsuo, CHUNG, Sai-Cheong, et HINOKUMA, Koichiro. Optimized LiFePO4 for lithium battery cathodes. Journal of the electrochemical society, 2001, vol. 148, no 3, p. A224

[112] WANG, Ying-Wei. An optimal location choice model for recreation-oriented scooter recharge stations. Transportation Research Part D : Transport and Environment, 2007, vol. 12, no 3, p. 231-237

[113] WANG, Ying-Wei. Locating flow-recharging stations at tourist destinations to serve recreational travelers. International Journal of Sustainable Transportation, 2011, vol. 5, no 3, p. 153-171

[114] WANG, Ying-Wei et LIN, Chuah-Chih. Locating multiple types of recharging stations for battery-powered electric vehicle transport. Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review, 2013, vol. 58, p. 76-87

[115] WANG, Ying-Wei. Locating battery exchange stations to serve tourism transport : A note. Transportation Research Part D : Transport and Environment, 2008, vol. 13, no 3, p. 193-197

[116] WU, Haw-Jan et DUNN, Steven C. Environmentally responsible logistics systems. International journal of physical distribution & logistics management, 1995

[117] XIANG, Lijuan, SUN, Yue, DAI, Xin, et al. Evaluation of magnetic coupler for stationary EVs' wireless charging. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2017, vol. 53, no 1, p. 167-179

[118] XYLIA, Maria, LEDUC, Sylvain, PATRIZIO, Piera, et al. Locating charging infrastructure for electric buses in Stockholm. Transportation Research Part C : Emerging Technologies, 2017, vol. 78, p. 183-200

[119] YAMAGUCHI, Tomohiro, TANAKA, Yasuhiro, et YACHIDA, Masahiko. Speed up reinforcement learning between two agents with adaptive mimetism. In : Proceedings of the 1997 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robot

and Systems. Innovative Robotics for Real-World Applications. IROS'97. IEEE, 1997. p. 594-600

[120] YANG, Jun et SUN, Hao. Battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles. Computers & Operations Research, 2015, vol. 55, p. 217-232

[121] ZADEH, Lofti. Optimality and non-scalar-valued performance criteria. IEEE transactions on Automatic Control, 1963, vol. 8, no 1, p. 59-60

[122] ZGAYA, Hayfa. Conception et optimisation distribuée d'un système d'information d'aide à la mobilité urbaine : Une approche multi-agent pour la recherche et la composition des services liés au transport. 2007. Thèse de doctorat. Ecole Centrale de Lille

[123] ZHONG, Lingshu et PEI, Mingyang. Optimal Design for a Shared Swap Charging System Considering the Electric Vehicle Battery Charging Rate. Energies, 2020, vol. 13, no 5, p. 1213.

Centre d'Etudes Doctorales : Sciences et Techniques de l'Ingénieur

Titre de la thèse : Planification d'infrastructure de recharge des véhicules électriques : modélisation mathématique multi-objectif et résolution par l'approche multi-agents

Nom et prénom du candidat : ELBAZ Hassane

Spécialité : Recherche opérationnelle et informatique

Résumé: Intégrer les véhicules électriques dans le transport et favoriser le transport en commun présentent deux solutions durables qui répondent aux objectifs économiques et environnementaux. Ce travail s'inscrit dans ce cadre, il porte d'une part sur l'étude d'un problème stratégique qui consiste à la planification d'une infrastructure d'un réseau des véhicules électriques et d'autre part sur l'étude d'un problème opérationnelle qui consiste à proposer un calendrier de fonctionnement d'un réseau des autobus. Dans le premier contexte, nous étudions le problème stratégique d'installations d'une infrastructure des émetteurs de puissance dans un réseau des véhicules électriques rechargeables par induction. L'objectif principal est de trouver un compromis entre le coût de la technologie installée dans le réseau et le coût des batteries utilisées dans les véhicules, tout en assurant pour chaque véhicule un aller-retour entre une origine et une destination dans un réseau composé de plusieurs lignes. Nous proposons une modélisation mathématique multi-objectif qui répond à notre problématique. Comme le problème est NP-difficile, nous adaptons l'algorithme génétique de tri non dominé NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II) après la validation de notre modèle par des instances de petite taille en utilisant le logiciel CPLEX. Dans le deuxième contexte, nous traitons le problème du temps d'attente des usagers ou passagers dans un réseau des autobus afin d'améliorer la qualité de service pour favoriser le transport en commun. L'objectif est de minimiser le temps d'attente dans les zones de correspondance, pour cela nous proposons une modélisation mathématique multi-objectif qui permet d'une part de maximiser le nombre des synchronisations des autobus dans les zones de correspondance et d'autre part minimiser le temps d'attente entre chaque couple des autobus synchronisés dans les zones de correspondance. Afin de résoudre le modèle mathématique que nous avons élaboré, nous adaptons une approche basée sur les systèmes multi-agents dans le cadre de l'intelligence artificielle distribuée. Après l'analyse des résultats trouvés dans les deux études, nous concluons que les résultats trouvés montrent l'efficacité des modèles et approches proposées.

Abstract : Integrating electric vehicles into public transport and promoting public transport present two sustainable solutions that meet economic and environmental objectives. This work falls within this framework; On the one hand, it deals with the planning problems of an infrastructure in the dynamic wireless charging for electric vehicles and on the other hand, with planning of bus schedules that minimizes waiting time. In the first context, we study the strategic problem of planning an infrastructure in the dynamic wireless charging for electric vehicles. The main goal is to find an optimal compromise between the cost of electric power transmitters and the cost of batteries, which ensures each vehicle a round trip between an origin and a destination in a network, composed of several lines. We propose a multi-objective mathematical model that answers our problem. As the problem is NP-hard, we adapt the non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) after validating our model on small instances using the CPLEX solver. In the second context, we deal with the problem of waiting time in a bus network in order to improve the quality of service therefore promote public transport. The main objective is to minimize the waiting time in the correspondence zones. To do so, we propose a multi-objective mathematical modeling, which allows on the one hand, maximizing the number of synchronizations between the buses and on the other hand minimizing the waiting time between the synchronized buses. In order to solve the proposed mathematical model, we adapt a multi-agent approach based on a coalition of agents. After analyzing the results found in the two studies, we conclude that the results found show the effectiveness of the proposed models and approaches.

Mots clés : Véhicules électriques, Synchronisation des autobus, Système multi-agents, Optimisation multi-objectif, Programmation mathématique, Recharge par induction, NSGA-II.