



HAL
open science

Outils pour l'optimisation de la consommation des véhicules électriques

Fouad Baouche

► **To cite this version:**

Fouad Baouche. Outils pour l'optimisation de la consommation des véhicules électriques. Infrastructures de transport. École Nationale des Travaux Publics de l'État [ENTPE], 2015. Français. NNT : 2015ENTP0003 . tel-01778368v2

HAL Id: tel-01778368

<https://theses.hal.science/tel-01778368v2>

Submitted on 12 Jul 2018

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

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

THESE

pour l'obtention du grade de
Docteur de l'Ecole Nationale des Travaux Publics de l'Etat
Université de Lyon

Ecole doctorale : MEGA (Mécanique, Energétique, Génie Civil, Acoustique)
Spécialité : *Génie Civil*

Préparée au Laboratoire d'Ingénierie Circulation Transports (UMR ENTPE/IFSTTAR)

Présentée et soutenue publiquement par
Fouad BAOUICHE

OUTILS POUR L'OPTIMISATION DE LA CONSOMMATION DES VEHICULES ELECTRIQUES

Soutenue le 02/06/2015 devant le jury composé de :

Rapporteur :	M. El-Houssaine AGHEZZAF, Professeur, Université de Ghent, Belgique
Rapporteur :	M. Djamel KHADRAOUI, Professeur, Université Tudor, Luxembourg
Examineur :	M. Sylvain PETTET, Directeur de la Recherche et de l'Innovation, EGIS
Examineur :	M. Alain BOUSCAYROL, Professeur, Université de Lille
Directeurs de thèse :	M. Nour Eddin EL FAOUZI, Directeur de Recherche
Co-directeurs de thèse :	M. Rochdi TRIGUI, Directeur de Recherche
Encadrant :	M. Romain BILLOT, Chargé de Recherche

RESUME

Le contexte écologique et économique actuel incite les autorités et le public à la réduction des émissions de CO₂ et les dépendances vis-à-vis des hydrocarbures. Le transport représente 23 % des émissions de polluants dans le monde, et ce chiffre passe à 39 % pour la France. L'adoption de nouvelles solutions de transport est primordiale pour la réduction de ces émissions. L'électromobilité représente une alternative viable aux véhicules thermiques conventionnels. Si les véhicules électriques permettent une mobilité avec zéro émission, certaines de leurs caractéristiques empêchent leur développement.

Les principaux freins à l'adoption de ce type de véhicules sont l'autonomie limitée, le faible déploiement des stations de recharge en milieu urbain (et extra urbain) ainsi que les temps de recharge importants. Aussi, afin de promouvoir l'usage de ce type de mobilité, il incombe de développer des outils visant à optimiser la consommation électrique tenant compte des caractéristiques liées à ce type de mobilité. C'est l'objectif de ce travail de thèse qui se focalise sur le développement d'outils permettant d'optimiser l'usage de véhicules électriques. Pour ce faire, trois grands axes sont définis : la modélisation des véhicules électriques, l'affectation des stations de recharge et le choix d'éco-itinéraires.

La première partie de cette thèse s'intéresse à l'estimation de la consommation des véhicules électriques ainsi qu'à la présentation de la librairie de modèles dynamiques VEHLIB d'estimation de la consommation de ce type de véhicules.

La seconde partie est consacrée à l'affectation optimale des stations de recharge. Une méthodologie de déploiement d'infrastructures de recharge est proposée pour la ville de Lyon avec prise en compte de la demande de mobilité issue des enquêtes ménages déplacements.

La troisième partie de la thèse s'intéresse à la thématique du choix d'éco-itinéraire (green routing). Celle-ci aboutit à la proposition d'une méthodologie multi-objectif de recherche de stations de recharge afin de déterminer des itinéraires optimaux avec déviation vers ces stations lorsque l'état de charge de la batterie du véhicule ne permet pas de terminer le trajet.

Pour finir, une expérimentation a été réalisée à l'aide d'un véhicule électrique équipé de capteurs de position et de consommation pour d'une part valider les méthodologies proposées et d'autre part analyser les facteurs exogènes qui influent sur la consommation des véhicules électriques.

Mots clés : Electromobilité - Véhicules électriques - Stations de recharge - Optimisation d'itinéraire - Plus court chemin - Eco itinéraire.

REMERCIEMENTS

Mener à bien un projet de recherche est un exercice délicat et difficile exigeant un investissement considérable, mais apportant, en retour, la satisfaction due à l'accomplissement d'un travail bien fait. Aussi, même si l'effort est en substance solitaire, il est avant tout le reflet d'une ébullition collective où chaque artisan, d'une façon ou d'une autre, a apporté un peu de son savoir-faire ou de son savoir-être. Remercier, c'est donc, avant tout, le plaisir de se souvenir de toutes ces personnes qui ont su créer une ambiance m'ayant permis de finaliser mes travaux de recherche.

Je commence donc par mon directeur de thèse, Nour Eddin El Faouzi, pour m'avoir accueilli au sein de son laboratoire, mais aussi pour m'avoir fait confiance durant ces trois dernières années en me lançant sur la route sinueuse mais combien enrichissante de la recherche scientifique. Il m'a inculqué une partie de sa rigueur et ainsi permis de comprendre ce qu'est « mener à terme un projet de recherche ». Son aide, son appui efficace et visionnaire, ses encouragements permanents ont été pour moi une source d'inspiration inépuisable.

Un grand merci à Rochdi Trigui, co-directeur de la thèse, pour sa disponibilité, son écoute précieuse renouvelée à chacune de nos rencontres, et aux discussions sur le projet, l'amitié, la vie lors d'un itinéraire qui dépasse ces années de « durs labeurs ».

Du fond du cœur, merci à Romain Billot, pour sa patience, sa gentillesse, son soutien, son aide si précieuse, ses conseils, sa personnalité et sa force de caractère.

Cette recherche est rendue possible grâce au soutien financier et technique de la région Rhône-Alpes. Merci donc à la région qui m'a permis, d'une part de vivre, et d'autre part, de finaliser mes travaux de recherche.

De plus, j'aimerais associer toutes les personnes sollicitées pour l'obtention des différentes informations utilisées dans le cadre de ce projet. S'ajoutent donc à ces remerciements tous les membres du LTE qui ont su répondre à mes interrogations lors de nos nombreux échanges. Je pense à Paul pour son aide si précieuse et sa patience exemplaire, à Romain pour sa disponibilité, et bien sûr à Serge, Sylvain et Bruno, sans qui, je n'aurais jamais achevé la partie expérimentale.

En même temps, je n'oublie pas tous les membres du LICIT pour les moments inoubliables passés avec eux : ils ont su créer un cadre de travail qui m'a permis de finaliser mes travaux de recherche.

Merci donc :

- à Anne Christine pour sa disponibilité et sa patience lors de la relecture de la thèse,
- à Jean Luc pour sa bonne humeur communicative,
- à Raphael pour avoir accepté de partager avec moi le même bureau durant la dernière phase de rédaction,
- à Maxime pour son expertise en informatique sans égale,
- à Pierre Antoine pour sa disponibilité et sa légendaire gentillesse,
- à Bernard pour l'aide apportée,
- et aux autres membres du LICIT : Sonia, Etienne, Anahid, Aurélien, Daniel, Nico, Cécile, Céline, Christine, Ludo, Delphine, ..., (la liste est longue).

Merci à Olivier Richard et à Raballand Wilfried du CEREMA qui ont mis à ma disposition des données à un moment où j'en avais le plus besoin, et aux doctorants de l'IFSTTAR : Vincent, Sarah, Félicitas, (pardon à ceux que j'oublie).

Pour poursuivre, je réserve une pensée toute particulière à deux personnalités incontournables qui me sont très chères :

- à Matthieu Canaud, mon ami et mon frère aîné, pour sa disponibilité, sa patience, et ses conseils durant ces trois dernières années,
- à Julien Monteil, mon ami, d'avoir été si profondément humain au cours de nos très riches discussions teintées de fous rires.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements aux membres du jury et particulièrement à M. Djamel Khadraoui et M. El Houssaine Aghezzaf pour avoir eu la patience et l'envie d'évaluer ce manuscrit et dont les remarques ont permis d'améliorer sa qualité.

Et, bien sûr à tous mes amis qui m'ont vu grandir, je pense à Chahir, Walid, Mus, Yassine, les deux Hamza, Fariz, Lamine, Ghiles, Mouloud, Yanis, Braham, Badrou, les deux Mehdi,...

Enfin, mes derniers remerciements vont aux miens :

- à mes parents qui m'ont suivi, contre vent et marée, jusqu'au bout,
- à mes frères aînés, Amine, Nassim et Chakib qui sont pour moi des références,
- à mon jeune frère, Toufik, qui m'encourage à travailler plus dur pour lui offrir davantage,
- à Lise qui, par sa gentillesse, son dévouement à toute épreuve, a réussi à me supporter durant les derniers mois de la rédaction du manuscrit et à rendre ma vie plus agréable,
- à tata Nacera, qui à sa façon et malgré la distance qui nous sépare, a toujours soutenu et encouragé tout ce que j'entreprends,
- à tonton Hocine pour ses perpétuels encouragements.

SOMMAIRE

Résumé.....	3
Remerciements.....	5
Sommaire.....	8
Liste des tableaux.....	10
Liste des Figures.....	11
Chapitre 1 Introduction Générale.....	15
I. Contexte de la recherche.....	16
II. Plan du Manuscrit.....	20
Chapitre 2 Estimation de la consommation des véhicules électriques.....	22
I. Introduction.....	23
II. Estimation dynamique de la consommation DES véhicules électriques.....	23
A. Approche séquentielle.....	26
B. Approche systémique.....	27
III. Librairie de modèles dynamiques VEHLIB.....	28
IV. Adaptation des modèles dynamiques pour une problématique de trafic routier.....	31
A. Impact de la simplification des profils de vitesses sur les performances du modèle.....	32
B. Profils de vitesse élémentaires.....	38
V. Conclusions.....	40
Chapitre 3 Affectation optimale des stations de recharge pour l'électromobilité.....	41
I. Introduction.....	42
II. Etat de l'art des modèles de localisation.....	43
A. Modèles de localisation déterministes statiques.....	44
B. Modèles déterministes dynamiques.....	54
C. Modèles stochastiques.....	54
D. Affectation de station de recharge pour véhicules électriques.....	58
III. Méthodologie pour le déploiement de stations de recharge en milieu urbain.....	66
A. Analyse des déplacements et estimations de la demande énergétique.....	67
B. Modélisation de l'affectation optimale des stations de recharge.....	68
C. Application du modèle sur un cas d'étude :.....	70
D. Résultats de l'optimisation et analyse de sensibilité du modèle FCLDM.....	72
IV. Conclusions.....	79
Chapitre 4 Calcul d'éco-itinéraires énergétiques avec recharge en route.....	81
I. Introduction.....	82
II. Etat de l'art des algorithmes de plus court chemin.....	82
A. Algorithmes à fixation/correction d'étiquettes.....	84
B. Procédure d'accélération des algorithmes de plus court chemin.....	86
C. Algorithmes de plus court chemin avec recharge en route.....	90
III. Plus court chemin énergétique avec recharge en route.....	94
A. Plus court chemin énergétique avec une seule recharge.....	96
B. Graphe de connectivité intermédiaire pour n recharges.....	98
IV. Construction du graphe énergétique.....	106
A. Graphe routier et données altimétriques.....	106
B. Coût des arcs du graphe énergétique.....	107
C. Tests numériques pour la génération d'un graphe énergétique.....	109

V. Analyses de sensibilité	109
VI. Conclusions.....	113
Chapitre 5 Validation Expérimentale	114
I. Introduction.....	115
II. Expérimentations.....	115
A. Instrumentation du véhicule électrique.....	116
B. Plan d'expérience.....	119
III. Résultat de l'analyse de données	123
A. Analyse des résultats du calculateur d'itinéraire e-SPP	123
B. Analyse des facteurs impactant la consommation énergétique	130
C. Analyse des performances du modèle VEHLIB	141
IV. Conclusions.....	147
Chapitre 6 Conclusions générales et Perspectives	148
I. Synthèse des réalisations et contributions	149
II. Perspectives de recherche.....	150
Annexe.....	161

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 : Répartition des émissions de CO2 du transport routier par type de véhicule Source : CITEPA, avril 2013	16
Tableau 2 : Valeur d'émission de CO2 en g/km du puits à la roue	18
Tableau 3 : Temps de chargement d'un véhicule électrique	19
Tableau 4 : Variables de flux et d'effort en fonction du type d'énergie.....	29
Tableau 5 : Caractéristique de l'AIXAM électrique	33
Tableau 6 : Type de stations de recharge pour véhicules électriques	66
Tableau 7 : Caractéristique du véhicule Peugeot I-ON.....	71
Tableau 8 : Paramètres du plan d'expérience.....	72
Tableau 9 : Satisfaction de la demande énergétique pour 10 % de véhicules électriques.....	73
Tableau 10 : Variation du taux de véhicules électriques.....	74
Tableau 11 : Valeurs nominales des paramètres de la simulation.....	75
Tableau 12 : Caractéristiques des graphes énergétiques	108
Tableau 13 : Temps de calcul pour la génération du graphe énergétique.....	109
Tableau 14 : Simulation sur la phase d'initialisation du graphe de connectivité.....	110
Tableau 15 : Résultats du premier jeu de donnée de la simulation 1.	111
Tableau 16 : Variation du nombre des k plus court chemin.	112
Tableau 17 : Données collectées à partir du Bus Can	118
Tableau 18 : Liste des sites sélectionnés.....	120
Tableau 19 : Résumé de l'expérience	122
Tableau 20 : Comparaison des résultats obtenus par les graphes énergétiques avec le trajet optimal mesuré.	123
Tableau 21 : Pourcentage de charge consommée pour chaque trajet	124
Tableau 22 : Ecart entre les consommations des trajets réalisés (e-SPP et PCC)	125
Tableau 23 : Erreur de consommation avec les vitesses corrigées	128
Tableau 24 : Structure du schéma mixte retenu	129
Tableau 25 : Résultat de la phase de validation du schéma mixte et du graphe moyen.....	129
Tableau 26 : Ecart (en %) entre la mesure et les solutions des calculateurs d'itinéraire.....	130
Tableau 27 : Paramètres de l'analyse	131
Tableau 28: Liste des modèles d'affectation de stations de recharge	161

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Projections de ventes des VE en Europe (Source : European Green Vehicle Initiative)	17
Figure 2 : Jenatzy sur sa voiture électrique « La Jamais contente » en 1899. Source : http://goo.gl/zljevP	18
Figure 3 : Méthodologie globale du travail de thèse	21
Figure 4 : Cartographie de rendement convertisseur/machine électrique d'un véhicule électrique	25
Figure 5 : Modèles direct et indirect	26
Figure 6 : Modèle VEHLIB simplifié	28
Figure 7 : Schéma synoptique des forces modélisées	29
Figure 8 : Schéma de l'analyse de la simplification des profils de vitesses sur les performances du modèle VE de la librairie VEHLIB	32
Figure 9 : Vitesse moyenne sur les cycles de vitesses	34
Figure 10 : Erreur d'estimation du modèle (a) Erreur relative (b) Erreur absolue	35
Figure 11 : (a) Evolution de l'erreur relative par rapport au temps d'agrégation (b) Evolution de l'erreur absolue par rapport au temps d'agrégation	35
Figure 12 : (a) Evolution de l'erreur relative de l'agrégation par rapport au type de cycle (b) Evolution de l'erreur absolue de l'agrégation par rapport au type de cycle	36
Figure 13 : Mesure de l'erreur avec un cycle normalisé sans pente	36
Figure 14 : Mesure de l'erreur avec un cycle urbain sans pente	37
Figure 15 : Mesure de l'erreur avec un cycle normalisé et avec pente	37
Figure 16 : Impact de la pente sur les erreurs d'estimation	38
Figure 17 : Cycle composé à partir de cycles élémentaires	38
Figure 18 : Profils de vitesses simulées. (a) Cycle 1 (b) Cycle 2 (c) Cycle 3 (d) Cycle 4	39
Figure 19 : Méthodologie d'affectation de station de recharge	67
Figure 20 : (a) Découpage des 9 arrondissements de Lyon (en jaune). (b) Clusters de demande (V/H)	71
Figure 21 : Résultats de simulation sur la ville de Lyon (France). Sorties affichées sur Google Maps.	73
Figure 22 : Résultats de simulation : évolution du coût total (k€) par rapport au taux d'intégration. En bleu : la configuration 1 – En noir : configuration 2	75
Figure 23 : Nombre de chargeurs semi rapides pour configuration 2 (en gris) et lents pour la configuration 1 (en bleu)	76
Figure 24 : Variation du taux de pénétration des véhicules électriques	76
Figure 25 : Evolution des coûts en fonction de l'augmentation du nombre de RNV. (En bleu configuration 1, en noir configuration 2)	77
Figure 26 : Boxplots du nombre de stations de recharge en fonction du taux de RNV fixé à 30%. (En bleu configuration 1, en noir configuration 2)	77
Figure 27 : Affectation des stations de recharge avec un coût réduit (11k€) sur les stations de recharge rapide (en rouge):	78
Figure 28 : Affectation des stations de recharge avec variation du paramètre de distance minimale	79
Figure 29 : Représentation d'un graphe	84
Figure 30 : Pseudo code de l'algorithme de Dijkstra	85

Figure 31 : Pseudo code de l'algorithme de Bellman-Ford-Moore	86
Figure 32 : Pseudo code de l'algorithme de plus court chemin énergétique.....	93
Figure 33 : Représentation de l'ensemble SFP	97
Figure 34 : Graphe de la matrice RM.....	99
Figure 35 : Graphe de connectivité.....	101
Figure 36 : Sortie de la méthodologie.	102
Figure 37 : Sortie du modèle « Time e-SPP »	104
Figure 38 : Carte du Grand Lyon	108
Figure 39 : Evolution des temps de calcul moyen par rapport à la variation du paramètre k.....	111
Figure 40 : Evolution du temps calcul(s) / nombre d'arrêts aux stations de recharge.....	112
Figure 41 : Méthodologie de validation du calcul du plus court chemin énergétique (e-SPP)	116
Figure 42 : Véhicules équipés : Citroën C-zéro (à gauche) et Peugeot I-ON (à droite).....	116
Figure 43 : Diagramme du système d'acquisition.....	117
Figure 44 : Système d'acquisition installé sur la Peugeot I-ON	118
Figure 45 : Trajet (IFSTTAR - Croix Rousse).....	120
Figure 46 : Trajet (IFSTTAR – Lyon 3eme).....	121
Figure 47 : Profils d'altimétrie des trajets (IFSTTAR - Croix Rousse) et (Lyon 3eme - IFSTTAR)	122
Figure 48 : Cycles de vitesse (simulé et estimé).	126
Figure 49 : Affichage des limites de vitesse sur un trajet réalisé	127
Figure 50 : cycle de vitesses corrigé (vitesses moyennes)Croix Rousse-IFSTTAR via centre-ville.....	127
Figure 51 : Cycle de vitesses corrigé (vitesses moyennes)Croix Rousse-IFSTTAR via le boulevard périphérique	128
Figure 52 : Cycles de vitesse conduite agressive (en rouge) et éco conduite (en vert)	132
Figure 53 : Consommation par trajet parcouru	132
Figure 54 : Consommation par rapport au type de trafic	133
Figure 55 : Impact de la conduite sur la consommation.....	133
Figure 56 : Impact des conditions de trafic et du type de conduite sur la consommation	134
Figure 57 : Evolution de la consommation sur les jours de la semaine.....	134
Figure 58 : Consommation de la journée du vendredi/tranche horraire.....	135
Figure 59 : Consommation du mercredi par tranche horraire	135
Figure 60 : Consommation par type de temps	136
Figure 61 : Impact des précipitations sur la consommation moyenne	136
Figure 62 : Evolution de la consommation moyenne par rapport à la température.....	137
Figure 63 : Evolution de la consommation moyenne par rapport au taux d'humidité.....	137
Figure 64 : Impact de la force du vent sur la consommation moyenne	138
Figure 65 : Impact du gradient altimétrique sur la consommation moyenne	139
Figure 66 : Fonction de répartition empirique de la consommation.....	140
Figure 67 : Impact du type de trajet sur la consommation moyenne.....	140
Figure 68 : Impact du nombre de stop and go sur la consommation.....	141
Figure 69 : Evolution de l'erreur par rapport à la distance parcourue (km).....	142
Figure 70 : Histogramme des erreurs (relatives) en fonction de l'état du trafic	143
Figure 71 : Box plots de l'erreur relative par rapport au trajet emprunté	143

Figure 72 : Box plots de l'erreur relative par rapport au type de trajet (Urbain versus Périurbain).....	144
Figure 73 : Evolution de l'erreur relative par rapport la température ambiante.	144
Figure 74 : Evolution de l'erreur relative par rapport au taux d'humidité	145
Figure 75 : Box plots de l'erreur relative par rapport au type de temps	145
Figure 76 : Box plots de l'erreur relative par rapport au type de conduite.....	146
Figure 77 : Box plots de l'erreur relative par rapport à la typologie de la route	146
Figure 78 : Trajet Croix Rousse – IFS ^T TAR : a) trajet par le périphérique (alternatif) b)trajet via centre-ville (e-SPP)	163
Figure 79 : Lyon 3 ^{eme} – IFS ^T TAR: a) Trajet indirect (e-SPP) b) Trajet direct (alternatif)	163
Figure 80 : Profile d'altitudes pour les trajets (Croix Rousse - IFS ^T TAR) et (Lyon 3 ^{eme} – IFS ^T TAR).....	164
Figure 81 : Création du graphe routier	165

CHAPITRE 1

INTRODUCTION GENERALE

I. CONTEXTE DE LA RECHERCHE

Le besoin en mobilité (des personnes, marchandises, informations...) conjugué à l'émergence de préoccupations environnementales ont encouragé les initiatives permettant la promotion de la mobilité décarbonée¹ et le développement des alternatives aux véhicules thermiques. En effet, le changement climatique constitue l'un des défis les plus importants pour le développement durable du XXI^{ème} siècle et la nécessité de réduire les émissions de gaz à effet de serre et de s'adapter au changement climatique se situe au cœur même de l'effort de lutte contre ce changement.

En 2010, le pétrole représentait plus de 90% de l'énergie utilisée pour le transport, ce qui constitue plus de 60% de tout le pétrole utilisé à l'échelle mondiale. Cette dépendance vis-à-vis du pétrole pose des problèmes non seulement en termes de sécurité énergétique depuis que cette ressource est amenée à se tarir mais aussi à cause de son impact sur le changement climatique. En effet, le secteur des transports est actuellement responsable pour 23% des émissions de CO₂ dans le monde (39% en France [1]).

En France, selon le Centre Interprofessionnel Technique d'Etudes de la Pollution Atmosphérique (CITEPA), le véhicule particulier représente à lui seul environ 57% des émissions de CO₂ résultant des transports.

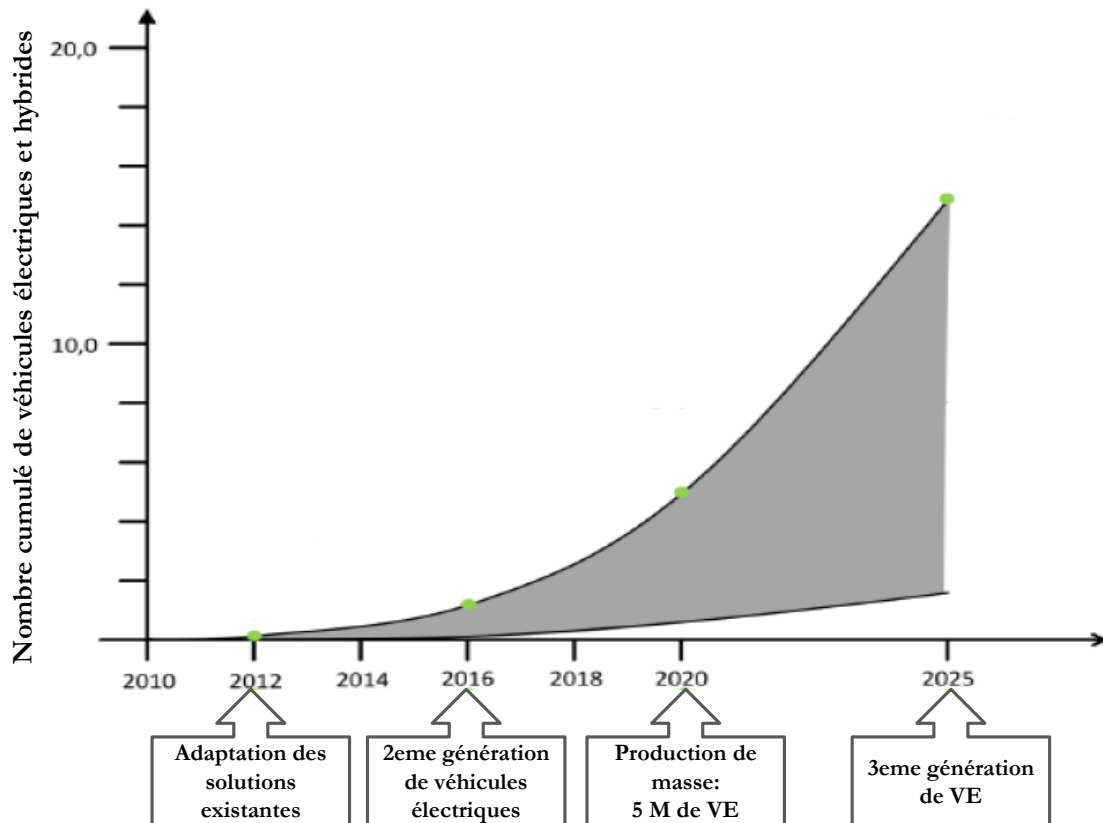
% d'émission \ Année	1990	2009	2010	2011
Véhicule particulier	60,20	58,30	57,40	56,70
Poids Lourd	24,00	22,60	23,20	23,60
Véhicule utilitaire léger	0,15	0,18	0,18	0,18
Deux roues	0,60	1,30	1,30	1,30

*Tableau 1 : Répartition des émissions de CO₂ du transport routier par type de véhicule
Source : CITEPA, avril 2013*

Notons également que dans la mesure où le transport est fortement corrélé à la croissance, en particulier dans les économies émergentes, la taille de la flotte mondiale de véhicules routiers est susceptible de croître de façon notable au cours des prochaines décennies. Sans un changement majeur dans la technologie ou de la demande de transport, la consommation de pétrole et les émissions de CO₂ suivront la même trajectoire. Autrement dit, la dépendance au pétrole est de plus en plus considérée comme insoutenable en termes environnementaux et économiques.

Ces préoccupations de minimisation des émissions de polluants engendrées par le secteur du transport ont ainsi stimulé l'intérêt pour le véhicule dit décarboné et plus particulièrement le véhicule hybride et électrique avec la mise sur le marché de véhicules dits propres. La production en série de véhicules décarbonés fait désormais partie de l'offre des constructeurs automobiles historiques ou de nouveaux acteurs comme Tesla Motors ou Bolloré avec sa BlueCar.

¹ Terme utilisé pour désigner un véhicule dont le niveau d'émissions de CO₂ a été notablement réduit (en France, moins de 60g/km).



*Figure 1 : Projections de ventes des VE en Europe
(Source : European Green Vehicle Initiative)*

Parallèlement à ce développement technologique, la prise de conscience collective quant à la nécessité de reconsidérer la vision de la mobilité a permis l'apparition de nouvelles pratiques de mobilité et plus spécifiquement de l'électromobilité. Nous définissons ce terme comme un système de transport routier dans lequel les véhicules sont propulsés par électricité. Certains sont équipés de technologies qui les rendent capables de produire leur propre électricité (par exemple les véhicules hybrides). D'autres utilisent l'énergie fournie par une source d'électricité externe au véhicule² - généralement le réseau électrique.

Signalons que le premier modèle de véhicule électrique a été développé à la fin du 19^{ème} siècle par Camille Jenatton, ingénieur et coureur belge. Ce fut le premier véhicule à franchir les 100 km/h (cf. Figure 2).

² Cette définition englobe aussi bien les véhicules équipés de batterie ainsi que les véhicules qui ne stockent pas l'énergie électrique tels que les trolleybus.

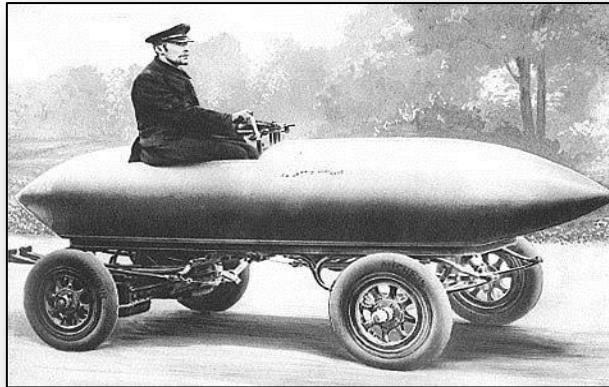


Figure 2 : Jenatzy sur sa voiture électrique « La Jamais contente » en 1899.
Source : <http://goo.gl/zljevP>

Bien qu'elle constitue une technologie prometteuse, le moteur thermique a été préféré à la traction électrique pour des raisons économiques. Cependant, avec la prise de conscience liée aux problèmes environnementaux, et plus particulièrement dans la perspective d'une transition énergétique, le véhicule électrique revient dans le débat public. Il s'est imposé progressivement comme une alternative viable au véhicule thermique avec un rendement moteur atteignant plus de 90%, (contre 24% à 30% pour un véhicule thermique), car n'émettant aucune pollution au niveau local. Il est même abusivement qualifié de véhicule *zéro émission* dans la mesure où cette qualification ne prend en compte le contenu en carbone ni de la production d'électricité qu'il utilise, ni de son cycle de vie. Cependant, si l'on se base sur l'étude de type *puits à la roue* d'EDF [2], prenant en compte les émissions de CO₂ des centrales de production d'énergie électrique et qui utilise les hypothèses de l'ADEME, qui considère qu'un véhicule thermique émet en moyenne 160 g de CO₂ par kilomètre parcouru, on remarque nettement l'apport de l'électromobilité en termes de rendement et le gain important vis-à-vis des émissions de polluants.

Le Tableau 2 donne un aperçu des émissions de CO₂ par type de véhicule, en fonction de la source d'énergie utilisée (essence, diesel et électricité), et pour chaque famille de véhicules. Il faut signaler que pour le mix énergétique³ français, le véhicule électrique demeure très avantageux par rapport aux véhicules conventionnels dont les émissions de CO₂ sont cinq fois plus importantes.

Tableau 2 : Valeur d'émission de CO₂ en g/km du puits à la roue

Emission CO ₂ (g/km) Véhicule et mix énergétique/ Sources	Puits au réservoir	Réservoir à la roue	Total Emissions
Voiture Diesel / Essence	20 à 35	120 à 180	140 à 210
Voiture électrique (mix énergétique français)	15 à 20	0	15 à 20
Voiture électrique (mix énergétique européen)	90 à 110	0	90 à 110
Voiture électrique (mix énergétique mondial)	120 à 140	0	120 à 140

L'intérêt écologique se double de considérations liées à la sécurité énergétique. Cependant, l'essor de ces alternatives se heurte à deux inconvénients principaux. D'une part, le prix d'acquisition reste une variable très importante dans la décision d'achat et ce

³ Répartition des différentes sources d'énergie primaires.

malgré l'incitation des pouvoirs publics à l'achat de véhicules neufs peu polluants. D'autre part, les contraintes inhérentes à ces nouveaux modes de transports pèsent en premier lieu sur les utilisateurs : recharges fréquentes et longues, autonomie limitée, absence d'infrastructures de recharge. Néanmoins, l'évolution de la technologie et le passage aux batteries Li-ion ont permis d'améliorer amplement les performances en augmentant significativement l'autonomie moyenne des nouveaux modèles de véhicules électriques tout en réduisant la masse additionnelle.

Le manque d'infrastructures de recharge et le temps de recharge important demeurent les deux principaux obstacles à l'expansion de ce type de véhicule. En effet, plusieurs chercheurs parlent du syndrome du *Range Anxiety*. Ce syndrome se traduit par la phobie de l'utilisateur de véhicule électrique de ne pas atteindre sa destination ou une station de recharge avant que les batteries soient vides. A titre de comparaison, il faut en moyenne trois minutes pour faire le plein d'un véhicule conventionnel alors que la recharge d'un véhicule électrique peut varier de 20 minutes à 6 heures. Le Tableau 3 donne un aperçu du temps de recharge de plusieurs types de véhicules électriques en fonction de la capacité de leur batterie et du type de chargeur utilisé [3].

		Temps de recharge selon les sources (kW)			
Type de véhicule électrique	Capacité de la batterie (kWh)	1.1 kW	1.5 kW	6 kW	60 kW
Véhicule électrique avec vitesse limitée	8	7.3 heures	5.3 heures	1.3 heures	8 minutes
Véhicule urbain	16 - 24	18 heures	10 - 8 heures	3.3 heures	20 minutes
Utilitaire / bus	> 35	31.8 heures	23.3 heures	5.8 heures	35 minutes

Tableau 3 : Temps de chargement d'un véhicule électrique

Le développement de l'électromobilité dépendra des infrastructures prévues lors de son déploiement ainsi que du modèle économique choisi.

Aussi, il est primordial de proposer des outils opérationnels permettant de relaxer, à défaut d'enlever, les contraintes relatives aux recharges fréquentes et longues, et l'autonomie limitée. C'est l'objectif assigné à ce travail de thèse. Plus précisément, l'objet de ces travaux est d'apporter une contribution à l'optimisation de la consommation des véhicules électriques. Deux axes constituent l'ossature du travail réalisé :

1. Proposition de méthodes de *localisation des bornes de recharge* pour une couverture optimale du réseau. En effet, peu d'installations de charge sont aujourd'hui accessibles au public. S'agissant d'installations coûteuses, tant pour les particuliers (installation domestique à vérifier, voire à sécuriser, ou prise de charge dédiée) que pour les collectivités (une station de recharge publique pour une recharge en une trentaine de minutes, dite rapide, en 50 kW coûte environ 50 k€), il convient d'en optimiser l'installation.
2. Elaboration d'*outils pour l'optimisation de la consommation des véhicules électriques*. Il s'agit de l'élaboration d'algorithmes de calcul d'éco-itinéraires (i.e. optimisation d'itinéraires d'un point de vue énergétique), intégrant les contraintes de véhicules électriques et tenant compte des conditions de circulation, de la topologie de la route et de la localisation des stations de recharge.

II. PLAN DU MANUSCRIT

La démarche suivie au cours de ces travaux est fondée sur la mise en place d'outils favorisant l'usage de véhicules électriques. Elle s'articule autour de trois grands axes. Le premier porte sur l'estimation de la consommation énergétique des véhicules électriques. Le deuxième se focalise sur l'affectation des stations de recharge qui intègre l'étude des données issues des analyses de flux urbains afin d'identifier les zones (clusters) de forte demande de mobilité. Le dernier axe s'intéresse aux méthodes et techniques de calcul d'itinéraire appliquées aux véhicules électriques.

Le *chapitre 2* décrit les spécificités des véhicules électriques et les modèles d'estimation de la consommation électrique, notamment ceux développés à l'IFSTTAR et leurs évaluations. Quelques définitions associées aux modèles dynamiques directs et inverses sont introduites pour permettre d'identifier les besoins énergétiques des déplacements liés à l'électromobilité. La présentation d'un modèle validé de consommation énergétique issu de la bibliothèque VEHLIB et développé par le Laboratoire Transport et Environnement (LTE) de l'IFSTTAR clôturera ce chapitre. Ce modèle est appelé à être testé et paramétré afin d'être utilisé dans le cadre de cette thèse.

Le *chapitre 3* se concentre sur l'étude des modèles d'affectation et de localisation des stations de recharge dans un réseau urbain. Il débute par la présentation de l'état de l'art des modèles d'affectation optimale. Ces modèles comptent trois familles : les modèles discrets déterministes, les modèles stochastiques et les modèles dynamiques. Les récentes avancées sur les affectations de stations de recharge disponibles dans la littérature y figurent également. La démarche retenue se caractérise par l'hybridation de deux modèles d'affectation optimale pour le placement de stations de recharge. Cette proposition est basée sur le modèle connu sous le nom de *Fixed Charge Location Model* complété par une contrainte de dispersion issue du *p-Dispersion Model*. Les entrées du modèle sont déterminées en fonction de l'analyse du flux urbain de la ville de Lyon. Ce chapitre se termine par l'analyse de la sensibilité du modèle proposé compte tenu des variations des différents paramètres et des différentes hypothèses.

Le *chapitre 4* traite des méthodes de calcul d'itinéraires. Une revue de l'état de l'art des algorithmes de plus court chemin classique est présentée en plus des extensions de ces méthodes aux véhicules électriques. Une attention particulière est portée aux techniques de calcul d'itinéraires avec déviation dans le but d'intégrer les contraintes relatives aux véhicules électriques, comme l'autonomie, la faible densité des stations de recharge et les temps de recharges énergétiques. L'approche de résolution est présentée et discutée. Celle-ci se décompose en deux phases :

- la première détermine les chemins optimaux en termes de consommation énergétique,
- la seconde intègre les phases de recharge lorsque les déplacements nécessitent le passage par une ou plusieurs stations de recharge.

Ce chapitre s'achève par la construction du graphe énergétique nécessaire aux algorithmes de plus court chemin. Ce graphe nous permettra de tester notre méthodologie sur les données de la ville de Lyon. Enfin, les résultats obtenus pour l'évaluation des performances des algorithmes et méthodologies proposés sont décrits et analysés.

Le *chapitre 5* décrit la phase de validation des approches proposées dans le chapitre 4 à l'aide d'une expérimentation sur un véhicule équipé de capteurs de position et de consommation. Ce chapitre se conclut par une analyse des facteurs qui influent sur la consommation énergétique à l'aide des données recueillies.

En conclusion, la synthèse des principaux résultats obtenus au cours de ces travaux de thèse est présentée et les principales perspectives de recherche sur l'évolution et l'amélioration des modélisations sont proposées.

La Figure 3 donne un aperçu détaillé de toutes les étapes de la méthodologie globale du travail de thèse présenté.

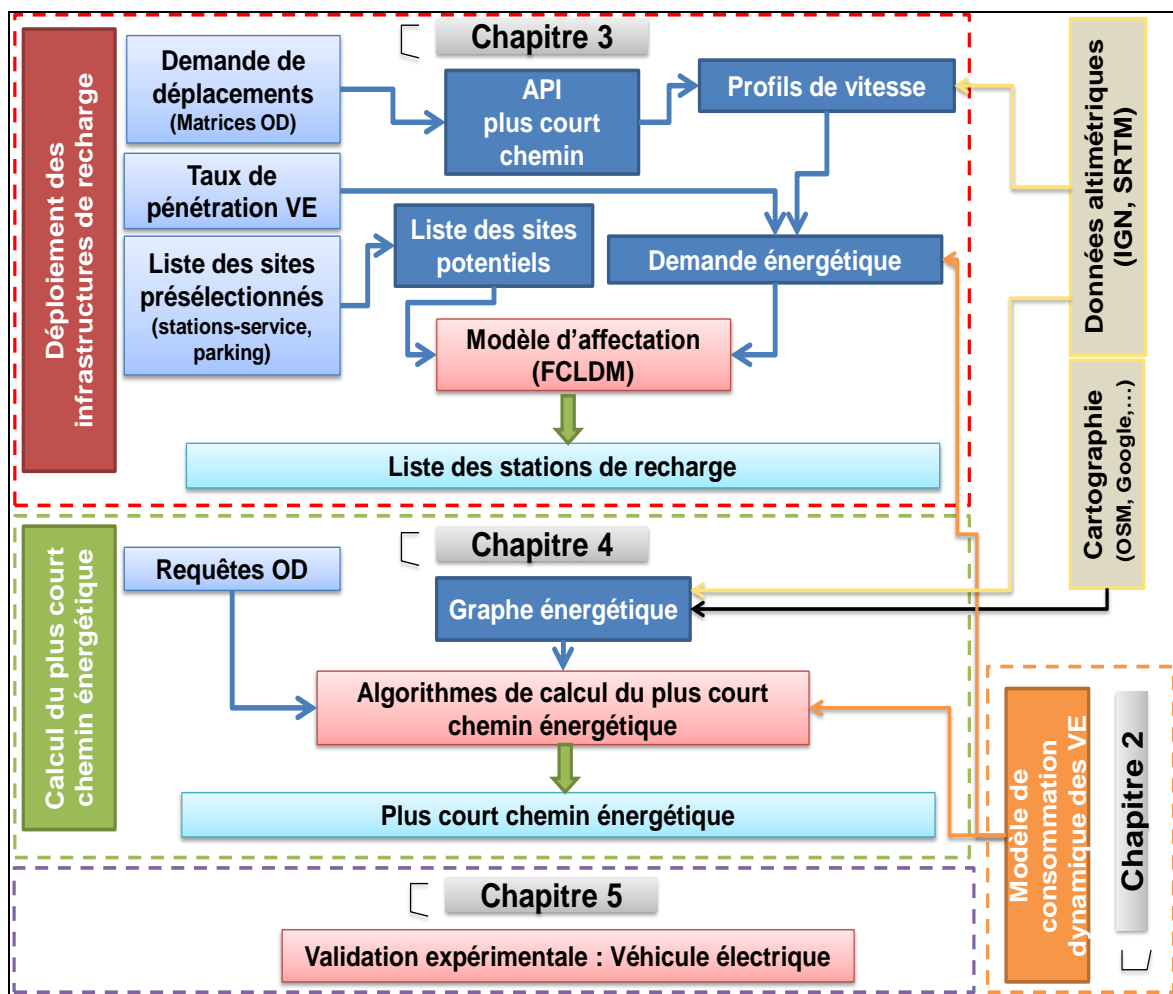


Figure 3 : Méthodologie globale du travail de thèse

CHAPITRE 2
ESTIMATION DE LA
CONSOMMATION DES
VEHICULES ELECTRIQUES

I. INTRODUCTION

Le véhicule électrique (VE) représente une des solutions pour la réduction des de la pollution et de nuisances sonores émises par les transports. Une réduction notable des émissions de CO₂ peut-être observable par l'utilisation de VE à condition que la production d'électricité soit suffisamment décarboné, ce qui est le cas en France par exemple (cf. chapitre 1).

Les véhicules électriques sont équipés de moteurs électriques (association de convertisseurs machines - ACM) et d'une batterie et ont la capacité de récupérer de l'énergie lors des phases de décélération (freinage) et dans les descentes.

Cette récupération est rendue possible par la transformation de l'énergie mécanique en énergie électrique, qui, à son tour, recharge la batterie du véhicule (sans dépasser la capacité maximale de la batterie). Au-delà de cette capacité de récupération, une autre caractéristique s'avère déterminante : le *rendement énergétique*. Contrairement au véhicule thermique, qui atteint difficilement les 30%, les véhicules électriques bénéficient d'un rendement global de plus de 80% incluant le rendement de recharge de la batterie. En revanche, et contrairement aux véhicules thermiques qui jouissent d'une autonomie importante ainsi que d'un réseau maillé de distribution de carburants, les véhicules électriques sont limités par la capacité des batteries et par l'absence d'infrastructure de recherche dans l'état actuel des choses. A cela s'ajoute un temps de recharge élevé. En effet, pour un chargement optimal, il faut compter 6 à 8 heures avec une prise électrique murale standard de 1,5 kW et 30 minutes pour une station de recharge rapide (i.e. station de type 60 kW), cf. [3]

L'objectif principal de ce chapitre est de quantifier la consommation énergétique d'un VE en fonction des données de trafic afin de l'intégrer dans un calculateur d'itinéraire qui permettra le calcul des chemins les plus économes en énergie sur un réseau. Pour ce faire, nous avons étudié les modèles développés par l'IFSTTAR et plus spécifiquement le modèle de consommation énergétique issu de la bibliothèque VEHLIB [4] [5].

II. ESTIMATION DYNAMIQUE DE LA CONSOMMATION DES VEHICULES ELECTRIQUES

De nombreux travaux se sont intéressés à l'estimation de la consommation des véhicules aussi bien thermiques, hybrides qu'électriques. L'accent est souvent mis dans ces études sur l'évaluation de la consommation et des émissions de CO₂ pour différentes classes de véhicules [6].

Une des pistes utilisées est la modélisation systémique de la dynamique du véhicule. Ce type de modélisation qui s'apparente à celle de systèmes complexes qui nécessite la connaissance de facteurs influant sur la dynamique du véhicule. Lors de cette modélisation, il est nécessaire de définir la finalité des modèles proposés. En effet, ces modèles sont souvent utilisés à des fins diverses : (i) l'estimation de la consommation énergétique ou/et des émissions de polluants, (ii) la détermination des performances dynamiques des véhicules, (iii) l'optimisation des éléments composant le système, (iv) le test de nouveaux paramètres et (v) la simulation du contrôle et la gestion d'énergie du véhicule.

Les avantages de la modélisation numérique sont multiples, citons par exemple la réduction des coûts, des perturbations apparaissant lors des mesures directes sur les véhicules, le test de nouvelles configurations et technologies avant leur conception, la réduction des temps d'études (à l'instar du développement de prototypes) et la caractérisation de certaines variables dont la mesure est complexe telles que les températures internes et le couple moteur. Ces principaux avantages, bien que réels, ne doivent pas masquer certaines limites intrinsèques associées à l'usage de la modélisation. Une limite principale réside dans le choix des paramètres influençant le phénomène physique étudié : plus le modèle est complexe, plus le nombre de variables d'entrée ou de contrôle augmente.

La validation reste une étape clé dans ce type de modélisation qui permet de qualifier les sorties des modèles obtenus. Deux phases de validation sont généralement décrites : (i) une validation de chacun des composants et (ii) une validation intégrée de la chaîne de modélisation.

La phase préliminaire de la conception d'un modèle dynamique de simulation du véhicule consiste à définir les objectifs recherchés. Cette phase permet de déterminer les entrées et les sorties du modèle. Dans la littérature, deux typologies de modèles sont présentes [7]. La première est appelée *modèle direct*, (*forward* dans la littérature anglophone). Cette classe est associée au modèle simulant le comportement du véhicule par rapport à ses commandes. Ceci donne donc, en sortie, le profil de vitesse simulé en fonction des paramètres de contrôle classiques comme la pression sur les pédales d'accélérateur et de frein, les rapports de vitesse, etc. Néanmoins, pour pouvoir interpréter ce type de commande, un modèle de conduite doit être défini. Ce modèle considère la vitesse requise afin de développer des commandes d'accélération et de freinage appropriées. Les commandes simulées permettent de déterminer le couple fourni par le moteur ainsi que l'énergie nécessaire pour réaliser l'action demandée. Ensuite, la force de traction est calculée à partir du modèle de transmission et de la chaîne de traction en intégrant les forces qui agissent sur le châssis. Enfin, la force de traction au niveau des pneus permet de déterminer l'accélération du véhicule (le détail de ce processus sera développé dans la prochaine section). Cette formulation est intuitive et permet d'anticiper le comportement du véhicule en fonction de la demande du conducteur. Elle permet aussi de développer des outils de simulation et de contrôle détaillés, et s'adapte bien au calcul des accélérations d'effort maximal. Le principal inconvénient des modèles directs est le temps de calcul élevé durant les simulations. Par ailleurs, pour profiter au maximum de ce type d'approche, il est recommandé d'avoir des cycles de vitesse avec un découpage temporel fin (souvent une fréquence supérieure à 10 Hz).

La deuxième classe, connue sous le vocable de *modèle inverse* (*backward* en anglais), consiste à suivre la démarche opposée, c'est-à-dire démarrer du phénomène observé pour remonter vers les causes. Dans Markel et al., 2002 [7], cette classe est définie comme un modèle essayant de répondre à la question suivante : *En supposant que le véhicule a réalisé ce trajet, comment vont réagir ses différents composants ?* En d'autres termes, cette classe suppose que le parcours du véhicule a déjà été effectué et que l'on cherche à déterminer les informations relatives aux composants du véhicule. L'avantage de ce type de modélisation est que la modélisation du comportement dynamique du véhicule n'est pas nécessaire car il suffit de récupérer l'accélération directement des entrées, c'est-à-dire du profil de vitesse étudiée. Par la suite, cette force d'accélération est traduite sous forme de couple devant être réalisé par les composants du véhicule, et qui va permettre de déterminer l'énergie nécessaire pour

réaliser le trajet. Ce procédé de retour en arrière est à l'origine du nom donné à cette classe de modèles.

L'avantage majeur des modèles inverses est leur capacité à opérer à fréquence relativement faible de par l'absence de boucle de régulation. Ils sont souvent utilisés dans les processus de dimensionnement et d'optimisation nécessitant plusieurs itérations. Dans les deux types de modèles, direct et inverse, les composants pouvant être modélisés avec différents degrés de granularité. Le plus souvent, les composants du véhicule sont testés en laboratoire, il est possible alors d'obtenir ce qu'on appelle, dans l'industrie automobile, une *cartographie de perte ou de rendement* du système. Les cartographies permettent de délimiter les performances du moteur étudié en termes de rendement ou de consommation. Dans la plupart des applications industrielles de commandes de moteurs, les moteurs opèrent avec un ou plusieurs points de fonctionnement. Cependant, lors de la modélisation dynamique de véhicule, la connaissance de toutes les combinaisons de vitesse/couple sur la plage de fonctionnement du moteur est primordiale, d'où l'utilité des cartographies moteur pour la simulation de véhicule.

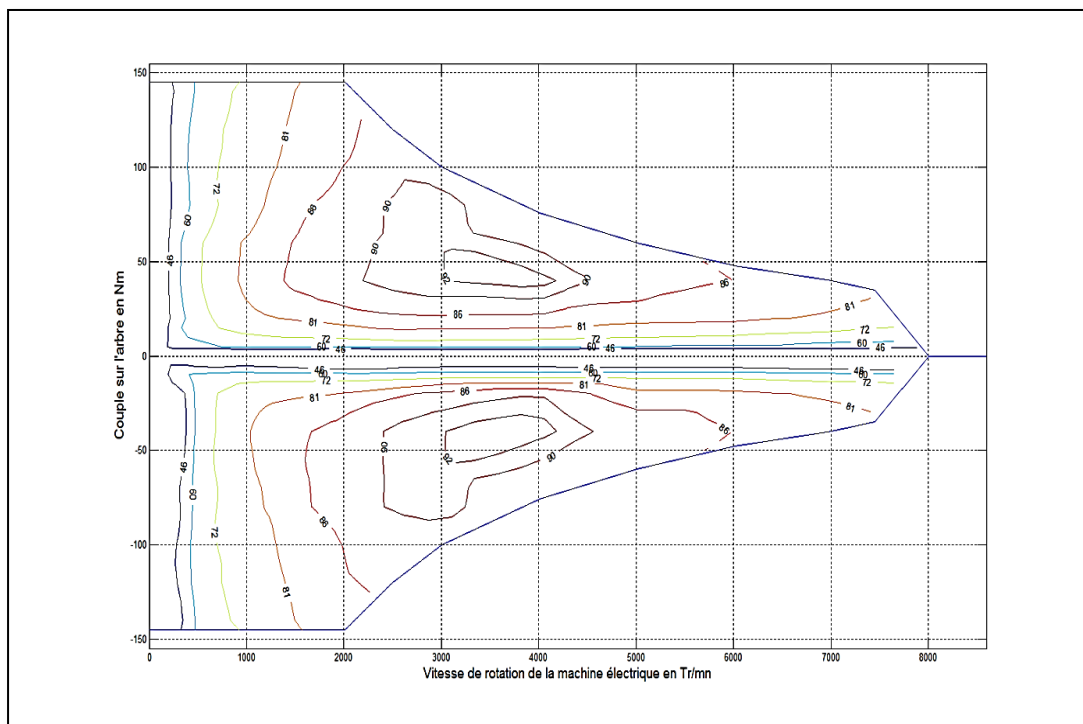


Figure 4 : Cartographie de rendement convertisseur/machine électrique d'un véhicule électrique

La Figure 4 représente une cartographie du rendement de l'association convertisseur/machine électrique d'un véhicule électrique. L'abscisse représente la vitesse de rotation de la machine électrique en tour par minute et l'ordonnée reprend le couple sur l'arbre. Cette cartographie permet de récupérer, en fonction d'une combinaison couple et vitesse de rotation, le rendement du moteur ou convertisseur/machine électrique pour un véhicule électrique. Cette information permet de calculer l'énergie nécessaire au moteur pour réaliser l'opération demandée. La connaissance de ces cartographies est essentielle pour une bonne modélisation du véhicule, et la qualité des cartes conditionne les performances du modèle. Grâce à cette cartographie et à quelques outils de calcul, il sera

aisé de récupérer les informations nécessaires pour déterminer, par exemple, la consommation et les émissions de polluants des véhicules étudiés. Toutefois, les modèles indirects connaissent certaines limites, surtout lorsque les cycles de vitesses d'entrée ne peuvent être réalisés par le véhicule car ils dépassent ses capacités. En effet, dans ce genre de situation, les modèles n'offrent pas de solution contrairement aux modèles directs reproduisant le comportement le plus proche des cycles de vitesses étudiés à concurrence de la capacité des différents composants.

La Figure 5 résume les deux types de modèles définis plus haut. La partie supérieure de cette figure représente les inputs et outputs des modèles directs et la partie inférieure ceux des modèles inverses.

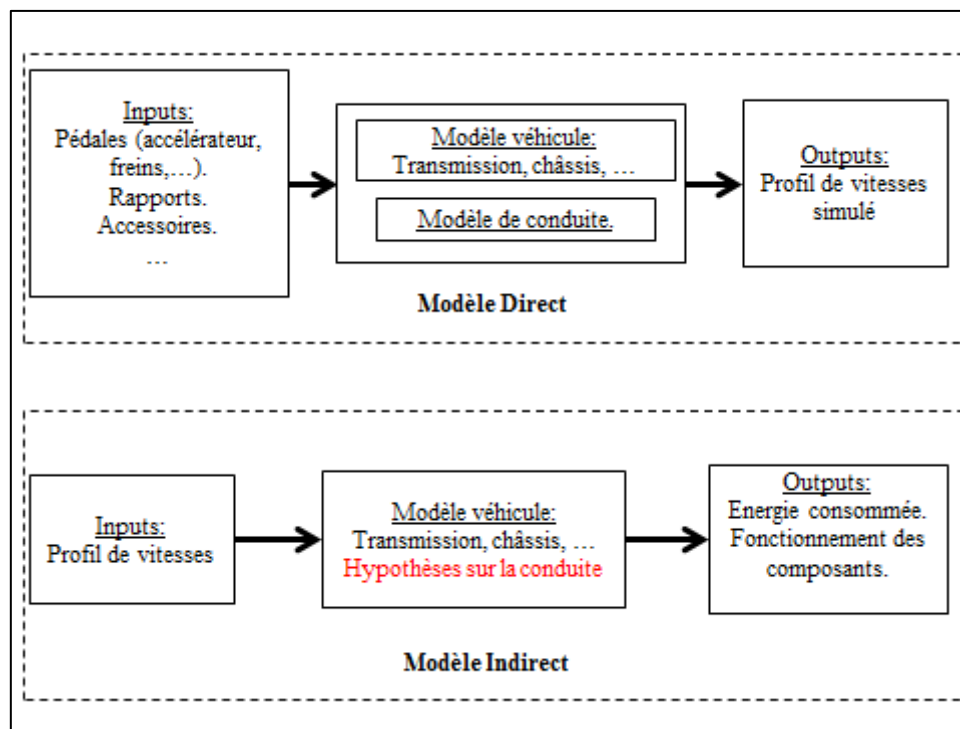


Figure 5 : Modèles direct et indirect

La définition des deux types de modèles terminée, il va falloir s'intéresser, dans ce qui suit, aux méthodologies de modélisation. Plusieurs approches de modélisation existent pour l'étude des systèmes complexes. Les plus répandues dans la modélisation des véhicules sont les approches séquentielles et les approches systémiques qui sont présentées dans ce qui suit.

A. APPROCHE SEQUENTIELLE

Dans cette première approche le véhicule est modélisé comme étant une succession d'opérations reproduisant les forces qui interagissent dans la dynamique du véhicule. L'un des premiers modèles de cette catégorie a été proposé par Mc Keshnie en 1969 [8]. L'auteur a développé un simulateur pour étudier les transmissions électriques de certains véhicules de l'armée américaine. Une des premières contributions françaises a été proposée par l'Institut Français du Pétrole [9]. Le modèle proposé permet d'obtenir les émissions d'un moteur à partir de mesures définies au banc moteur. En s'appuyant sur une base de cycles normalisés, l'auteur démontre que les résultats obtenus permettent d'évaluer les émissions

de CO₂ d'un véhicule thermique avec une erreur moyenne comprise entre 4% et 10% pour les émissions d'hydrocarbures imbrûlés. D'autres modèles existent comme ceux développés au sein de l'IFSTTAR par le Laboratoire LTE, tel que SIMULCO [10], présenté au début des années 90. Ce dernier est spécialisé dans la modélisation des véhicules lourds. On retrouve aussi les deux simulateurs de véhicules : VERT [11] et V2G/VEG [12] qui modélisent des véhicules hybrides série thermiques-électriques. Le premier s'intéresse à la modélisation de véhicules légers et le deuxième s'intéresse à l'étude des bus et des tramways.

L'inconvénient majeur des approches séquentielles réside dans la complexité liée à la modification des outils de simulation. Ces derniers nécessitent un effort conséquent de programmation, et la modification implique souvent de revoir une grande partie du processus. Néanmoins, avec l'évolution des langages de programmation modernes basés sur la programmation orientée objet, ces approches sont remplacées par des approches systémiques.

B. APPROCHE SYSTEMIQUE

La modélisation systémique est un champ interdisciplinaire qui consiste en l'étude des systèmes avec, comme objectif, la résolution des problèmes en relation avec les phénomènes étudiés. Ces approches traitent en parallèle les causes et les effets caractérisant le système modélisé. Le biologiste logicien J. Piaget définit la systémique comme « *la discipline dont le projet est l'élaboration et le développement des méthodes de modélisation des phénomènes perçus ou conçus complexes comme par un système en général* » (1968)⁴.

Une représentation systémique se base sur l'identification de trois axes, à savoir :

1. les composants internes du système (sous-systèmes ou processeurs),
2. l'environnement externe au système,
3. les frontières du système et son environnement externe.

Les premières utilisations des méthodes systémiques remontent à la deuxième partie du XX^{ème} siècle dans plusieurs domaines scientifiques (ingénierie, écologie, management de qualité...). Le principe de base de cette approche consiste à considérer tout système complexe comme une multitude de composants connectés. Cette modélisation s'adapte parfaitement au simulateur de véhicules. En effet, avec l'évolution des véhicules hybrides et électriques, la systémique a permis de répondre aux questions liées à ces technologies. Le véhicule est considéré comme l'association d'une multitude de composants (sous-système) en interaction. Cette interaction est double, interne entre les composants du véhicule, et externe avec l'environnement qui entoure le véhicule.

Dans [4], les auteurs soulignent les avantages de ce type de raisonnement pour la modélisation de véhicules :

⁴ <http://www.intelligence-complexe.org/fr/documents/lexique-de-termes-de-la-complexe.html>

- modularité du simulateur pour modéliser les nouveaux composants ou sources d'énergie,
- constitution d'une base de données des organes composant les véhicules étudiés,
- amélioration de la qualité de la modélisation des composants, du fait de leurs indépendances (plusieurs niveaux de modélisation pour chaque composant).

Par ailleurs, la modélisation systémique de véhicule a connu un intérêt croissant dans le milieu de la recherche scientifique. A cet effet, on peut citer les travaux de [13] qui a modélisé un véhicule électrique alimenté à l'aide de générateurs photovoltaïques. Ou encore les travaux de [14] qui modélise des machines à aimant permanent pour véhicule. Dans [15], l'auteur propose un modèle gérant l'énergie de véhicules hybrides. Récemment, les travaux du LTE à travers la bibliothèque VEHLIB, constituent une évolution vers les modèles systémiques de leur simulateur séquentiel VERT.

III. LIBRAIRIE DE MODELES DYNAMIQUES VEHLIB

La bibliothèque VEHLIB (cf. [4] [5]) est une librairie de modèles d'estimation de consommation de véhicules thermiques, hybrides et électriques. L'approche utilisée pour la modélisation de ces véhicules consiste à considérer le véhicule étudié comme une association de différents sous-systèmes. Chaque sous-système représente un composant de base (ex : châssis, moteur ...) du système étudié (cf. Figure 6).

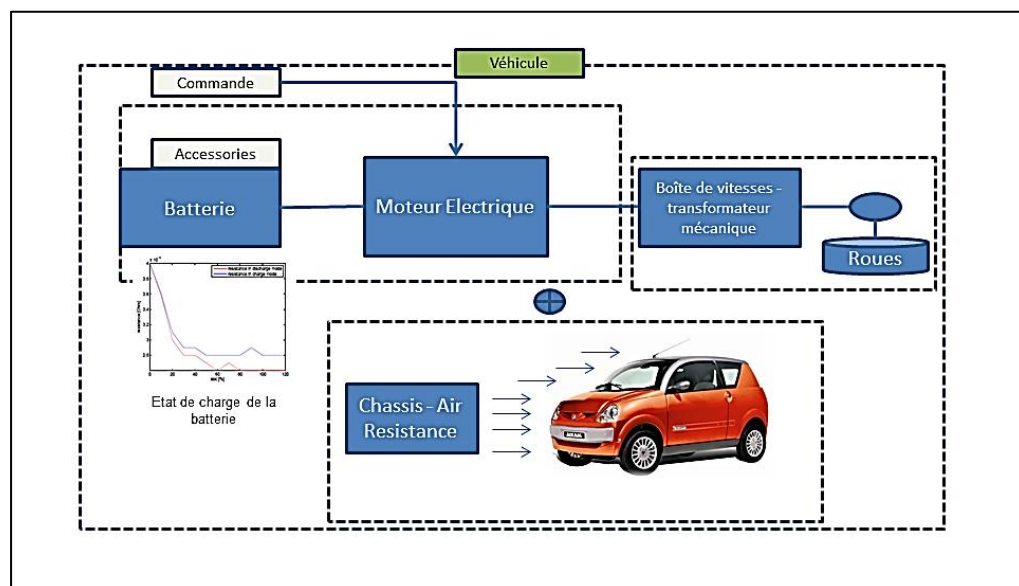


Figure 6 : Modèle VEHLIB simplifié

La méthodologie utilisée pour cette bibliothèque de modèles permet plus de modularité. Cet apport permet de reproduire le comportement de chaque composant seul ainsi que le véhicule en tant que système complet. Ainsi, elle peut être utilisée pour proposer de nouvelles solutions pour la gestion de l'énergie dans les véhicules les plus complexes. Le principe de modélisation se base sur une approche systémique reprenant la théorie des graphes de liens comme concept de connexion entre les composants du système. Cette théorie a déjà été appliquée au domaine de la dynamique des systèmes dans [16]. L'approche des graphes de liens est fondée sur le principe de conservation d'énergie dans un système. Elle suppose que le flux d'énergie entre les composants du système s'écrit comme le produit de deux variables qui sont les entrées et sorties du système. La première

variable est exprimée comme un flux, et la deuxième est considérée comme un effort [4]. Ces deux variables dépendent de la nature de l'énergie transitant par les composants du système. L'exemple défini par les auteurs de [4] est repris dans le Tableau 4. Cet exemple schématise ces deux variables en fonction du type d'énergie modélisée.

Tableau 4 : Variables de flux et d'effort en fonction du type d'énergie

Type d'énergie	Effort	Flux
Mécanique de translation	Vitesse linéaire	Force
Mécanique de rotation	Vitesse angulaire	Couple sur l'arbre
Electrique	Courant	Tension
Magnétique	Dérive du flux	Force magnétomotrice

Deux approches peuvent être utilisées avec les modèles de la librairie VEHLIB : La première, dite *backward*, basée sur le concept des modélisations inverses et la seconde, appelée *forward* est une modélisation directe, qui permet de représenter le comportement réel du véhicule par rapport à un profil de vitesse théorique. Les deux approches nécessitent des cycles de vitesse comme entrées. Ces cycles se composent d'un couple (ou triplet) de coordonnées intégrant le temps et la vitesse (et l'élévation). L'état de charge initial de la batterie pour un véhicule électrique est également un paramètre important à renseigner.

La modélisation des véhicules électriques est moins complexe que celle des véhicules hybrides ou thermiques car souvent elle ne nécessite pas l'intégration de la boîte à vitesse et du dispositif d'embrayage. En effet, dans le cas d'un véhicule thermique, ces éléments doivent être modélisés avec des hypothèses sur les variables de contrôles du modèle imposé.

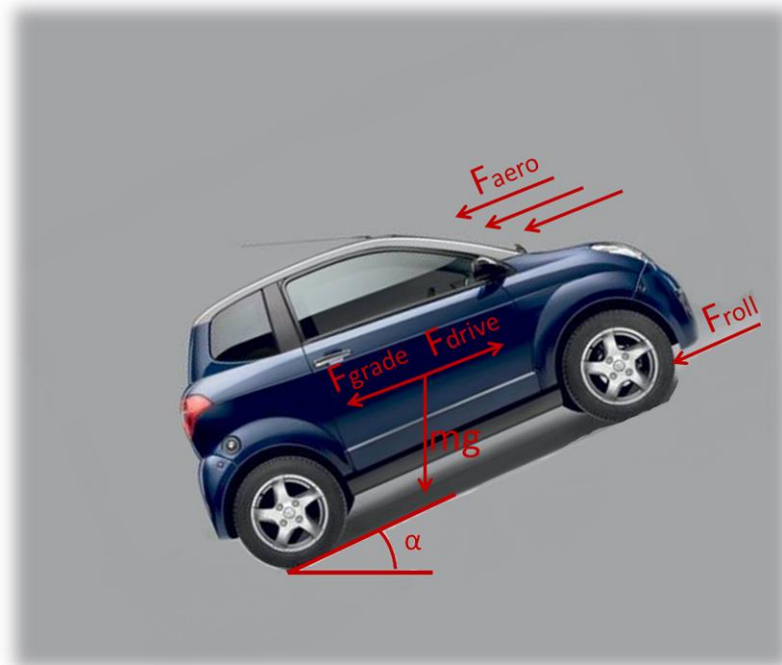


Figure 7 : Schéma synoptique des forces modélisées

Lors de la modélisation dynamique d'un véhicule électrique, deux éléments doivent être définis : la partie mécanique et la chaîne de traction électrique. Pour la phase mécanique, les modèles issus de la bibliothèque VEHLIB sont basés sur la reproduction des forces agissant sur le véhicule en fonction de l'accélération (ac) et de la vitesse (v) demandée. En fonction de ces deux paramètres, le couple de transmission T_{drive} nécessaire pour reproduire le comportement du véhicule électrique est défini à l'aide de la seconde loi de Newton :

$$T_{drive} = \frac{J_{veh} \times ac}{R_{tire}} F_{res}(v) R_{tire} \quad (2.1)$$

Où,

J_{veh} : inertie équivalente du véhicule

R_{tire} : rayon des pneumatiques

F_{res} : forces de résistance dépendant de la vitesse du véhicule

Cette résistance peut être calculée comme étant la somme de la résistance au roulement (frottements des pneus et des parties tournantes), les frottements liés à la viscosité de l'air (aérodynamique) et l'impact de la pente (de la route) sur le châssis (cf. Figure 7).

Les frottements ont pour expression :

$$F_{roll} = C_r M_{veh} g \cos(\alpha) \quad (2.2)$$

avec,

C_r : coefficient de résistance au roulement dépendant de la charge du véhicule et du rayon des pneumatiques

g : constante gravitationnelle

M_{veh} : masse totale du véhicule (le châssis, le groupe motopropulseur et le(s) passager(s))

Quant aux frottements de l'air, ils s'écrivent comme suit :

$$F_{aero} = \frac{1}{2} \rho_{air} S_f C_x(\alpha_r) V_r^2 \quad (2.3)$$

où,

ρ_{air} : masse volumique de l'air

S_f : surface frontale du véhicule

C_x : coefficient de forme lié au profil aérodynamique

α_r : angle relatif du vent

V_r : vitesse relative du véhicule en fonction de la vitesse du vent

La force due à la pente de la route s'exprime comme ci-dessous :

$$F_{grade} = M_{veh} g \sin(\alpha) \quad (2.4)$$

où,

g : accélération de la pesanteur

α : inclinaison du segment de route

En ce qui concerne la chaîne de traction électrique, le moteur électrique et son onduleur sont modélisés à l'aide de cartographies de rendement couvrant l'ensemble de la zone d'utilisation du moteur. La batterie des véhicules électriques est l'élément le plus critique à modéliser. Cette modélisation est obtenue à l'aide de circuits électriques équivalents. Les paramètres de ces circuits dépendent notamment de l'état de charge (SoC – *State of Charge*) et de la température de la batterie. Un modèle thermique simple de batterie est calculé. Toutefois, ce modèle reste difficile à calibrer compte tenu de sa dépendance vis-à-vis de la disposition des blocs de la batterie et du dispositif de refroidissement utilisé (air, eau).

Dans toutes les simulations réalisées dans notre thèse, la température de la batterie est supposée constante, et prise égale à 20° Celsius. L'impact de cette hypothèse sur la consommation du véhicule électrique est négligeable à condition que la température ambiante soit comprise entre 10 ° C et 30 ° C. Il faut noter qu'à très basse température une partie de l'énergie de la batterie est utilisée pour son auto-réchauffement alors qu'à très haute température, la batterie fournit de l'énergie au dispositif de refroidissement dont la consommation reste faible mais non négligeable. Pour évaluer cet impact sur la consommation énergétique, un modèle thermique précis est nécessaire. Mais cette problématique ne sera pas abordée car ne continue pas le cœur du sujet de cette thèse.

Pour la validation de la chaîne du modèle, deux phases de validation sont appliquées, à savoir une validation unitaire où chaque composant est pris indépendamment des autres et une validation de la chaîne de l'ensemble du système où tous les sous-systèmes sont connectés. Les modèles des composants obtenus sont validés soit par des mesures directes comme c'est le cas pour le moteur électrique, soit par des essais spécifiques au banc comme pour la batterie. Cette dernière est testée sur le banc d'essai batterie en utilisant un test de charge et de décharge d'un seul bloc. Ce bloc est mis dans une enceinte thermostatique afin de contrôler sa température. L'alimentation et la charge permettent de définir l'état d'équilibre et la variation transitoire du courant. Les données concernant la transmission mécanique et le châssis sont fournies par le constructeur du véhicule. La deuxième phase permet de valider l'ensemble du modèle du véhicule. Cette validation consiste à tester le véhicule sur le banc à rouleaux à l'aide de reproductions de cycles de vitesses réelles. Cela nous a permis d'ajuster certains paramètres du modèle.

Le dernier modèle obtenu fournit une estimation de la consommation énergétique avec une erreur d'environ 5% par rapport à la consommation obtenue pour les cycles effectués sur le banc à rouleaux [17].

IV. ADAPTATION DES MODELES DYNAMIQUES POUR UNE PROBLEMATIQUE DE TRAFIC ROUTIER

La conception d'un outil de calcul d'itinéraire nécessite la construction d'un graphe dont la structure modélise le réseau routier. La construction de ce graphe nécessite la connaissance des distances (ou temps de parcours) pour chaque segment de route étudié. Cependant, avec l'introduction des véhicules électriques, d'autres facteurs doivent être considérés telle la consommation énergétique. Pour surmonter le problème lié à l'estimation de la consommation d'énergie, un modèle dynamique de consommation énergétique issu de la bibliothèque VEHLIB est utilisé. Initialement, les estimations sont fondées sur des profils de vitesses instantanées, calculées pour des intervalles très courts, au plus une seconde en

moyenne. Quant aux données trafic, elles sont généralement présentées sous forme de vitesse moyenne (ou en temps de parcours moyen) dépassant la minute sur les tronçons routiers (arcs) étudiés.

La première étape de notre travail consiste à déterminer l'impact de la simplification des cycles de vitesse conventionnels face aux données issues du trafic lors de l'estimation de la consommation. Enfin, nous proposons une conception de cycles élémentaires qui sont modélisés à partir des vitesses moyennes observées dans les sections de route.

A. IMPACT DE LA SIMPLIFICATION DES PROFILS DE VITESSES SUR LES PERFORMANCES DU MODELE

L'utilisation des modèles dynamiques de consommation énergétique nécessite des profils de vitesse détaillés avec un pas de temps inférieur à la seconde, non accessibles dans la réalité mais peuvent être reconstitués à partir des données trafic, dont le pas de temps est supérieur à la minute (de l'ordre de 5 à 6 min). Il est toutefois primordial d'évaluer l'impact de ce changement d'échelle sur la qualité de l'estimation. Dans ce but, nous avons déterminé une approche qui consiste à estimer l'erreur de mesure des modèles issus de la bibliothèque VEHLIB lors du passage des données temporelles instantanées à des données agrégées (cf. Figure 8). Dans cette étude, les cycles utilisés sont décomposés en intervalles d'une seconde, auxquels sont associés une vitesse. Par ailleurs, afin de mieux analyser le modèle de consommation au regard des données agrégées, à chaque cycle sont associé n cycles, depuis une seconde jusqu'à n secondes d'agrégation, où n représente la longueur du cycle initial.

Soit c un cycle de vitesse donnée, ce cycle se décompose en n couples de coordonnées vitesse et temps. Soit Δt la différence entre deux coordonnées de vitesse. L'agrégation de c consiste à construire n cycles où pour chaque nouveau cycle agrégé, Δt devient $\Delta t+1$ et la vitesse associée au nouveau couple est la moyenne du nouvel intervalle.

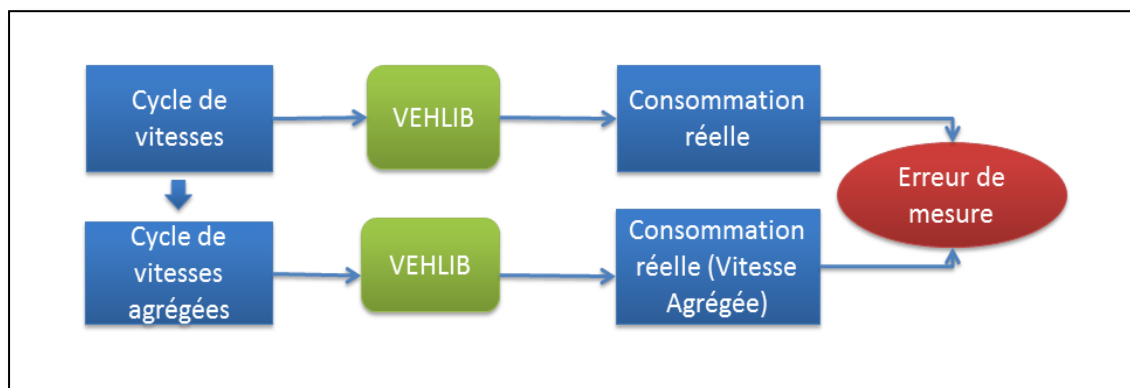


Figure 8 : Schéma de l'analyse de la simplification des profils de vitesses sur les performances du modèle VE de la librairie VEHLIB

Les données utilisées dans cette étude sont composées de deux familles de cycles. La première regroupe des cycles réels issus de mesures récoltées à l'aide de véhicules équipés. La deuxième famille intègre plusieurs cycles normalisés, qui sont des cycles conçus pour imiter de façon reproductible les conditions rencontrées sur les routes par les véhicules en circulation. Ces cycles sont souvent utilisés par les constructeurs pour quantifier les émissions et la consommation des véhicules commercialisés. Pour cette étude, 39 cycles (27

en milieu urbain et 12 en extra-urbain) sont sélectionnés. La durée moyenne des cycles est de 16 minutes (durée minimale = 8 minutes, durée maximale = 31 minutes)

Les cycles de vitesses utilisés proviennent de deux sources de données différentes : les cycles NEDC (*New European Driving Cycle*) et ceux extraits de la base de données relative au projet ARTEMIS (*Assessment and Reliability of Transport Emission Models and Inventory Systems*) [18]. La construction de ces cycles est basée sur des approches méthodologiques utilisant une grande base de données de déplacement. Trois types de cycles de conduite (urbain, rural, autoroutier) ont été identifiés. Cette décomposition permet de classifier plusieurs types de parcours représentant différentes conditions d'usage auxquelles les véhicules sont confrontés, en particulier les situations de trafic fluide ou congestionné.

Pour cette étude, nous avons utilisé un modèle d'un véhicule électrique issu de la librairie VEHLIB. Le véhicule étudié est une petite citadine électrique (véhicule sans permis) du fabricant AIXAM. Les caractéristiques du véhicule sont résumées dans le Tableau 5.

Tableau 5 : Caractéristique de l'AIXAM électrique

Véhicule	AIXAM Electrique
Moteur	A courant continu (excitation séparée) 4kW
Type de Batterie	Plomb
Batterie (kWh)	10
Vitesse maxi (km/h)	64
Poids à vide (kg)	750 (dont 350 pour la batterie)
Autonomie (km)	80

En raison de la limitation de capacité de l'AIXAM électrique, des ajustements sont réalisés pour adapter les cycles à la motorisation du véhicule. La modification des cycles consiste à réduire les vitesses maximales et l'accélération, mais en conservant la configuration du profil de vitesse. La vitesse moyenne sur chaque cycle résultant est donnée par la Figure 9. Ces modifications sont appliquées à l'aide de routines pour automatiser le traitement des cycles. Ces routines permettent de lisser les courbes d'accélération jusqu'à atteindre une courbe pouvant être réalisée avec le simulateur de véhicules électriques.

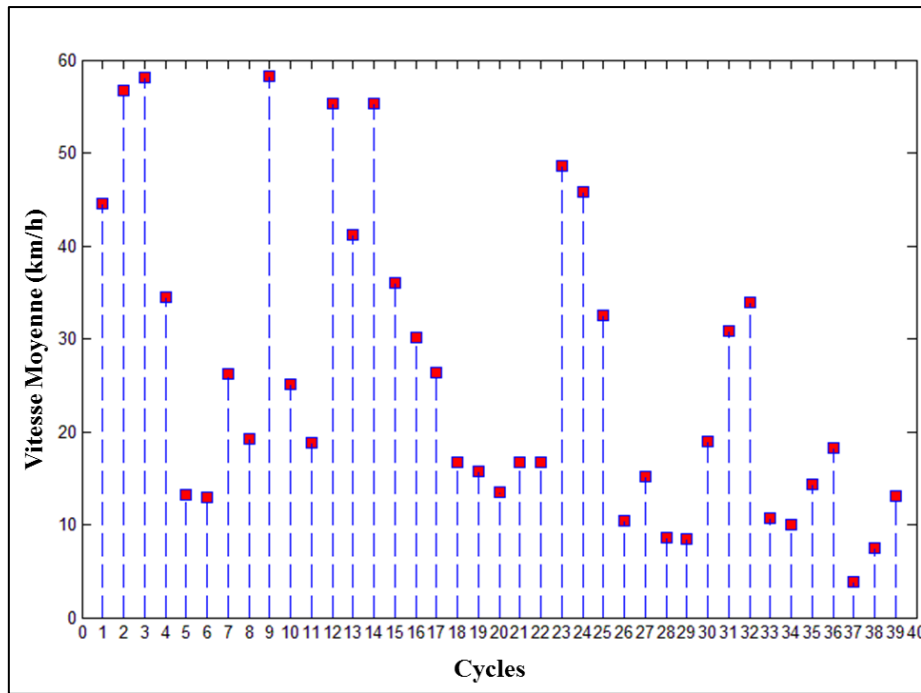


Figure 9 : Vitesse moyenne sur les cycles de vitesses

Des sous-cycles, au nombre de 39 109, sont engendrés à la suite du processus de simplification et d'agrégation. Ces sous-cycles sont testés sur le modèle de l'AIXAM électrique (Script MATLAB®) pour définir le comportement du véhicule et d'obtenir une estimation de la consommation. La durée de la simulation est de 7 minutes avec un processeur Intel® Core 2 Duo de 4 Go de mémoire vive (RAM).

Deux paramètres sont calculés pour mieux quantifier l'impact de l'agrégation : l'erreur relative et l'erreur absolue entre la consommation énergétique du cycle entier et la consommation énergétique de chacun des n cycles agrégés. L'erreur relative permet de déterminer si le modèle surestime ou sous-estime la consommation réelle. Ce processus de simulation montre que le modèle a tendance à sous-estimer la consommation réelle dans le cas d'une vitesse moyennée. La valeur moyenne de l'erreur relative est de 15,38% (cf. Figure 10.a), tandis que l'erreur absolue s'élève à 16,17% (cf. Figure 10.b).

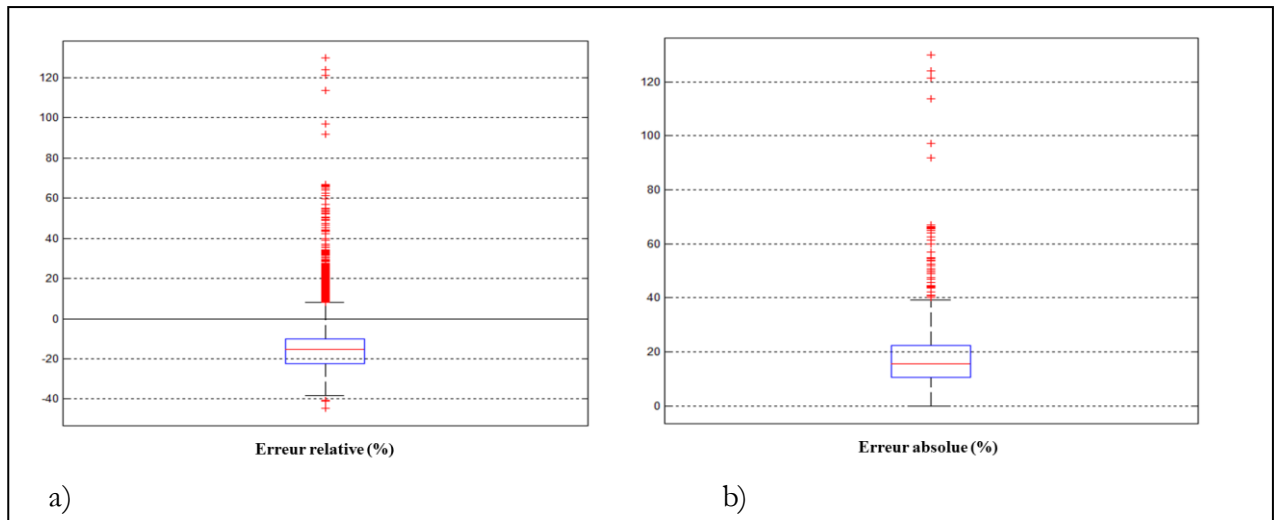


Figure 10 : Erreur d'estimation du modèle
 (a) Erreur relative (b) Erreur absolue

L'erreur d'estimation sur les cycles agrégés est confirmée par l'analyse macroscopique. En effet, il est facile de constater que cette erreur augmente avec le temps d'agrégation (cf. Figure 11.a et Figure 11.b).

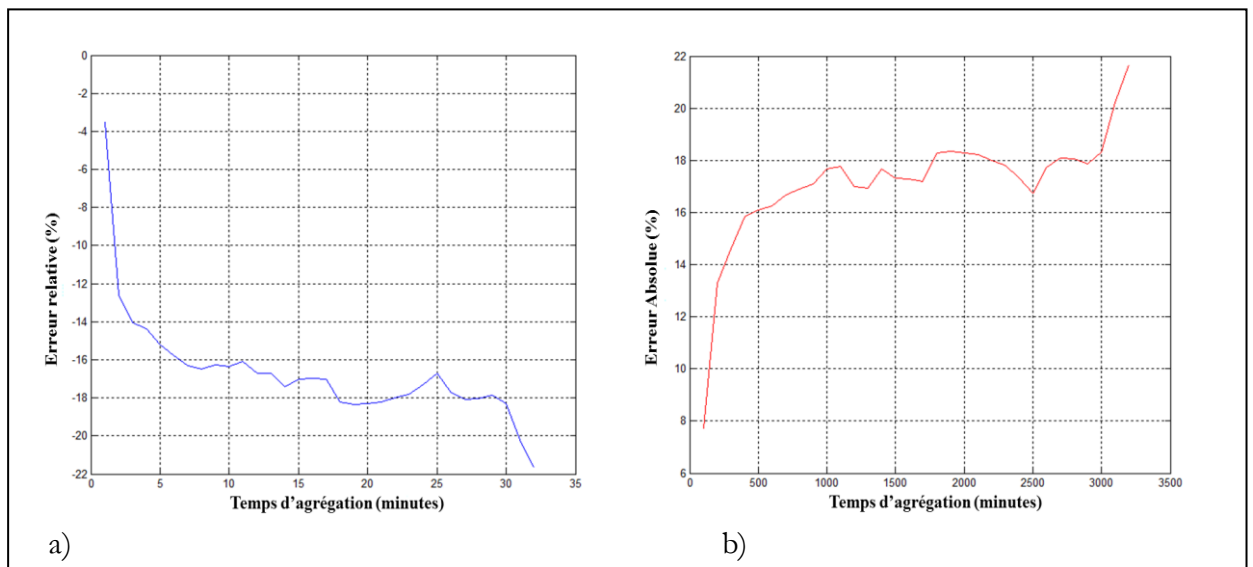


Figure 11 : (a) Evolution de l'erreur relative par rapport au temps d'agrégation (b) Evolution de l'erreur absolue par rapport au temps d'agrégation.

Par ailleurs, si on considère la typologie des cycles, on remarque que les cycles urbains présentent une erreur plus importante (de l'ordre de 17,9 %) par rapport aux cycles extra-urbains (12,8 %) (cf. Figure 12.a et Figure 12.b). Les résultats présentés ci-dessous montrent que pour un temps d'agrégation de 5 minutes, l'erreur absolue atteint une valeur de 15 %. Cette tendance peut être justifiée par le nombre important de phases d'arrêt et d'accélération (*stop and go*) sur les cycles urbains. Alors que dans les cycles périurbains le véhicule simulé atteint rapidement la vitesse maximale pour conserver un régime stable pendant une période plus importante.

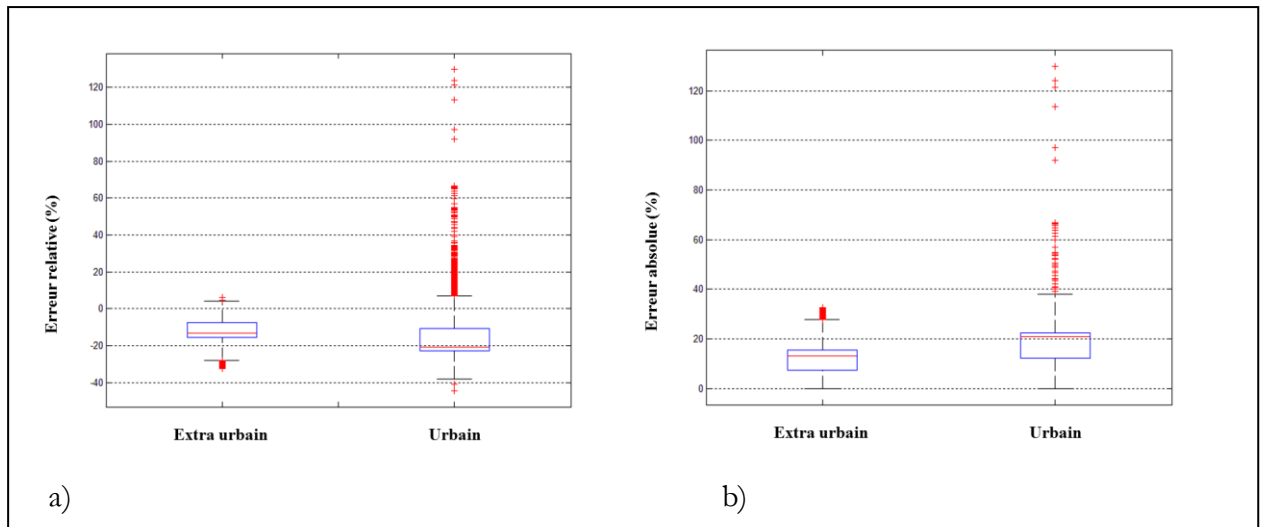


Figure 12 : (a) Evolution de l'erreur relative de l'agrégation par rapport au type de cycle (b) Evolution de l'erreur absolue de l'agrégation par rapport au type de cycle

Un deuxième facteur à signaler concerne l'impact de la pente (élévation) sur les résultats de l'estimation de la consommation. La Figure 13 montre l'évolution de l'erreur par rapport au temps d'agrégation pour un cycle normalisé où la pente est supprimée. Le modèle surestime la consommation pour de faibles agrégations (< 1 minute). Au-delà d'une minute d'agrégation, la tendance s'inverse. En effet, lorsque l'agrégation atteint la valeur de 4 minutes, l'erreur se stabilise à 4 %.

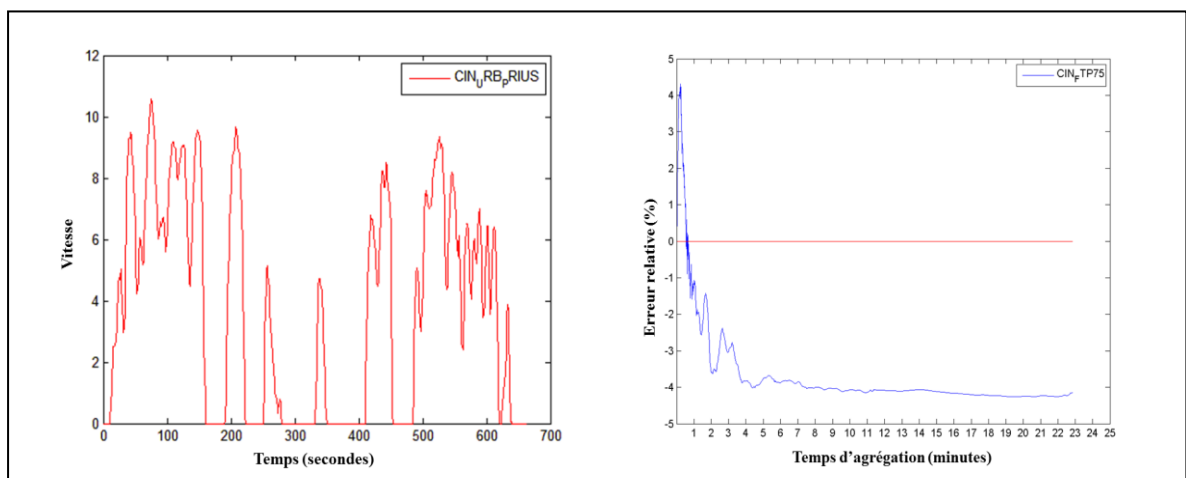


Figure 13 : Mesure de l'erreur avec un cycle normalisé sans pente

La Figure 14 montre une évolution quasi similaire pour un cycle urbain. Néanmoins, l'erreur est plus importante car les cycles urbains jouissent d'un nombre important de phases d'arrêt puis de redémarrage, de type « stop and go ». Par conséquent, l'estimation devient moins évidente, et l'erreur se stabilise à partir de 8 minutes de temps d'agrégation pour une valeur variant de 10 % à 12 %. D'autre part, on peut observer pour les deux types de cycles une nette augmentation de l'erreur au fur et à mesure que le temps d'agrégation augmente et que le modèle tend à sous-estimer la consommation.

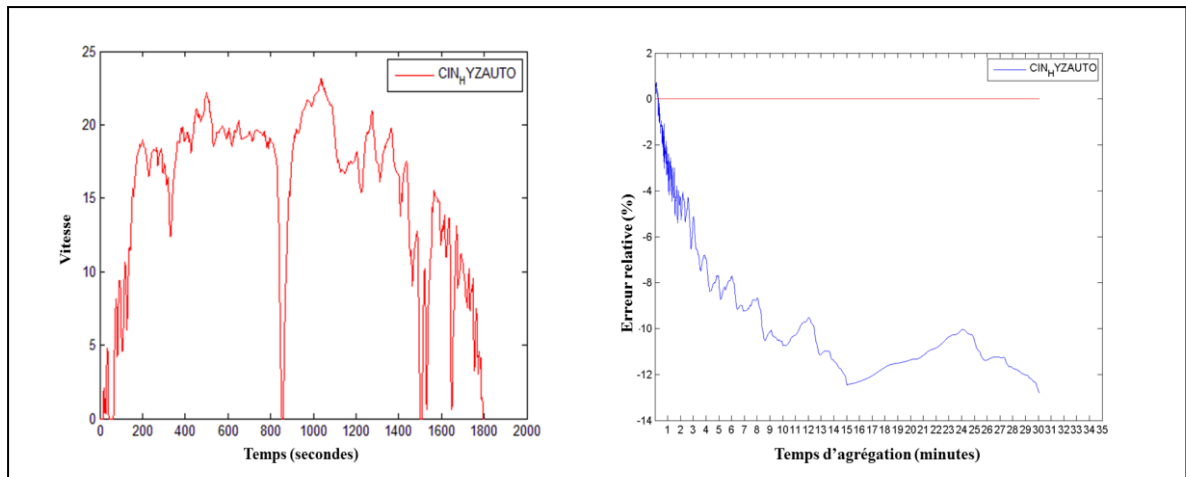


Figure 14 : Mesure de l'erreur avec un cycle urbain sans pente

Par contre, lorsque la pente est intégrée pour l'estimation de la consommation des véhicules électriques, l'évolution de l'erreur devient complexe (cf. Figure 15). L'erreur de consommation est dans le cas étudié inférieure à 5 % pour une agrégation maximale de 12 minutes.

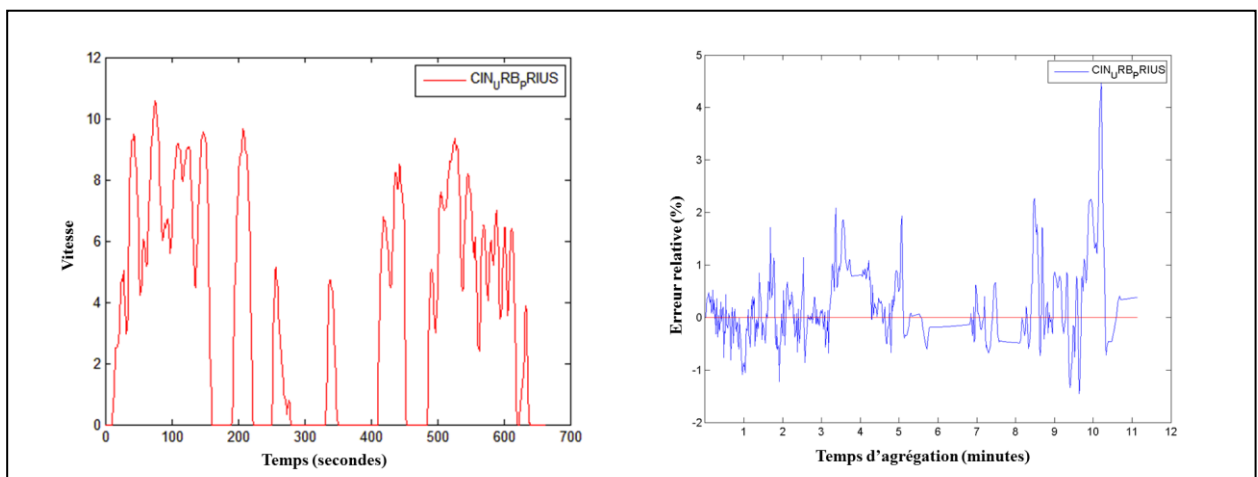


Figure 15 : Mesure de l'erreur avec un cycle normalisé et avec pente

Afin de mieux déterminer l'importance de la pente, nous avons récupéré un ensemble de données avec des mesures réelles. Cet ensemble se compose de 20 cycles urbains avec les informations d'altitudes. La première phase de test consiste à estimer la consommation avec les informations d'altitude, ensuite il s'agit de refaire la même évaluation sans les données de pente. Enfin, pour chaque cycle nous comparons les résultats obtenus.

La Figure 16 compare l'erreur d'estimation du modèle pour les cycles avec pente et sans pente. Dans le but de simplifier la lecture des figures, nous avons trié les deux courbes en fonction de l'erreur absolue, par ordre croissant.

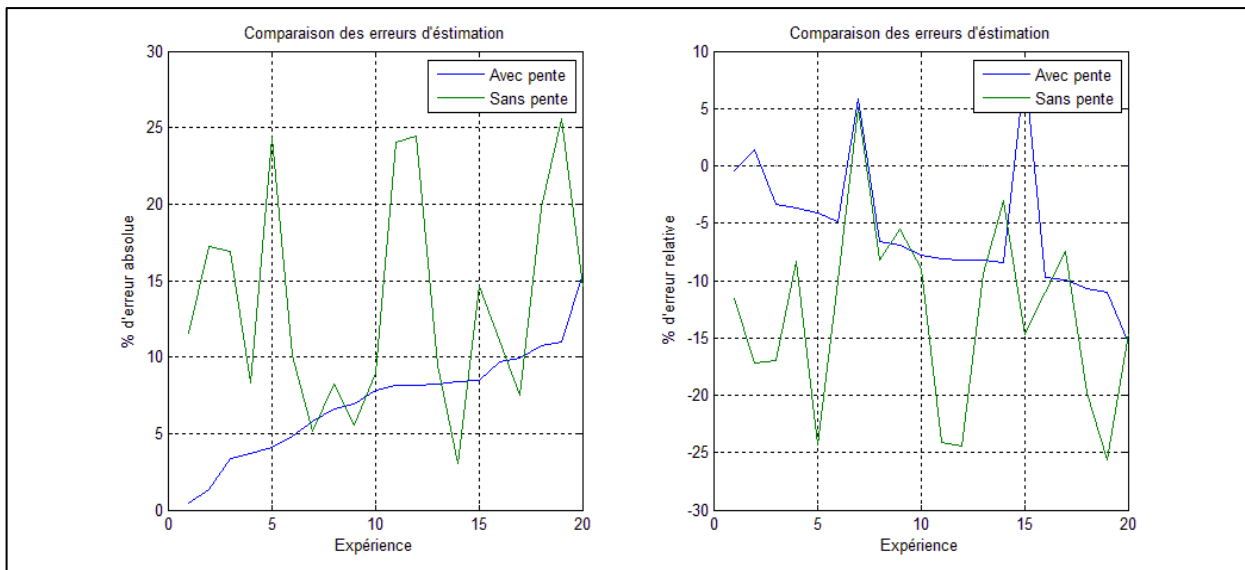


Figure 16 : Impact de la pente sur les erreurs d'estimation

Nous remarquons que l'erreur absolue (cf. Figure 16) est plus importante lorsqu'on néglige le paramètre de pente lors de l'estimation de la consommation. D'ailleurs le modèle de consommation a tendance à produire une sous-estimation de la consommation totale. Cette tendance s'accroît lorsque le paramètre de pente est négligé.

B. PROFILS DE VITESSE ELEMENTAIRES

L'étude préliminaire de l'impact de la simplification des cycles de vitesse lors de l'utilisation des modèles de consommation dynamiques nous permet d'envisager leur utilisation pour l'estimation de la consommation sur les segments de route avec une erreur relativement acceptable. Rappelons que l'information trafic est représentée sous forme de vitesse moyenne dans les sections (ou segments) de route.

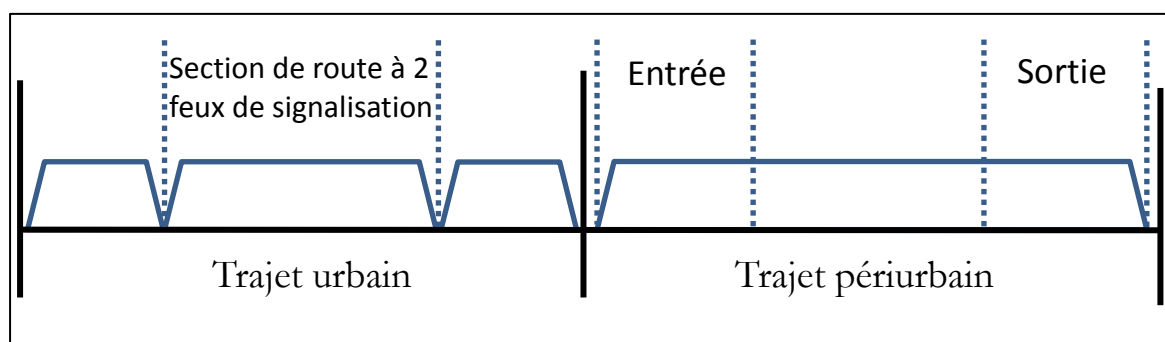


Figure 17 : Cycle composé à partir de cycles élémentaires

Pour représenter la consommation sur ces sections et afin d'améliorer la précision attendue, nous proposons d'utiliser quatre types de régimes de vitesse au lieu d'une vitesse moyenne constante. Ces régimes de vitesse sont des simplifications des cycles réels, ils sont calculés au moyen de la vitesse moyenne observée, lorsque l'information est disponible. Nous identifions deux types de segments : les segments urbains et périurbains. La Figure 17 montre une décomposition des cycles élémentaires sur les deux types de segments.

Les quatre types de cycles de vitesse retenus sont représentés dans la Figure 18. Le premier cycle (cf. Figure 18.a) simule un état de trafic fluide où la vitesse est constante. Ce cycle élémentaire peut être assimilé à la vitesse moyenne dans un segment périurbain. Le cycle 2 (cf. Figure 18.b) simule un cycle de vitesse avec une phase d'accélération où la vitesse se stabilise lorsqu'elle atteint la vitesse maximale autorisée dans la section. Ce cycle s'apparente à une entrée dans une voie à grande vitesse telle que le périphérique urbain. La troisième forme (cycle 3) est similaire à la deuxième (cf. Figure 18.c). Elle ajoute une phase de décélération à la fin du cycle qui peut simuler une section de route avec deux feux de signalisation (*stop and go*). Le dernier profil est symétrique au second cycle. Cela veut dire qu'il démarre avec une vitesse maximale de la section de route puis cette vitesse diminue progressivement (cycle 4) jusqu'à l'arrêt total (cf. Figure 18.d) comme dans une fin de voie rapide. Ces quatre approches offrent une association de quatre régimes de vitesse pour chaque arc du graphe.

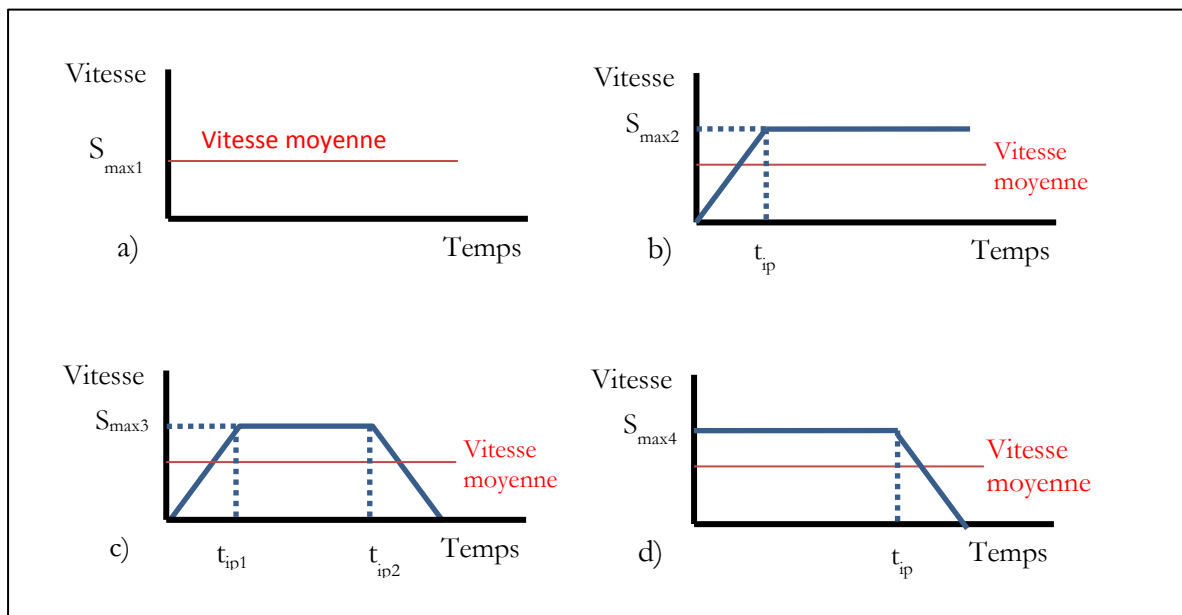


Figure 18 : Profils de vitesses simulées.
(a) Cycle 1 (b) Cycle 2 (c) Cycle 3 (d) Cycle 4

Cependant, pour respecter les vitesses maximales des sections de routes modélisées, il faut définir la vitesse S_{max} de chaque arc permettant de reproduire le régime de vitesse tout en respectant les limites de vitesse. Pour chaque cycle défini, les valeurs de S_{max} sont calculées comme ci-dessous :

Cycle 1 : les vitesses initiale et finale de ce profil sont égales à la vitesse moyenne (AS).

$$S_{max1} = AS \quad (2.5)$$

Cycle 2 : la vitesse initiale est égale à zéro et la vitesse maximale est atteinte au niveau d'une position intermédiaire (IP). t_{ip} représente le temps d'arrivée à la position intermédiaire.

$$S_{max2} = (AS \times t) / (t - \frac{1}{2}t_{ip}) \quad (2.6)$$

Cycle 3 : les vitesses initiale et finale sont égales à zéro et la vitesse maximale est atteinte à la position IP.

$$S_{max3} = (AS \times t) / (t - t_{ip1} - t_{ip2}) \quad (2.7)$$

Cycle 4 : la vitesse initiale est égale à S_{max3} et la vitesse à l'extrémité de la section est égale à zéro. La décélération commence à partir de la position IP.

$$S_{max4} = (AS \times t) / (t + \frac{1}{2}t_{ip}) \quad (2.8)$$

Lors de la conception du graphe nécessaire aux outils de calcul d'itinéraire, les quatre cycles peuvent être utilisés pour déterminer la consommation sur les sections du graphe en fonction de la nature du segment (vitesse max, longueur et type). D'ailleurs, les cycles deux et trois peuvent être utilisés pour le nœud initial de la requête d'origine destination. De la même façon, les cycles trois et quatre peuvent être utilisés pour le nœud terminal.

V. CONCLUSIONS

Ce chapitre a porté sur les principales questions liées à l'estimation de la consommation des véhicules, étape préalable à la construction d'un outil de calcul d'itinéraires pour les véhicules électriques. Pour ce faire, nous avons discuté les verrous scientifiques et présenté un bref état de l'art sur les méthodes de modélisation des véhicules (thermique, hybride et électrique). Par la suite, la librairie VEHLIB développée à l'IFSTTAR est présentée avec une étude détaillée d'un modèle d'estimation pour un véhicule électrique issu de cette bibliothèque. Les difficultés liées à l'adaptation d'un tel modèle au problème du plus court chemin sont mises en évidence. Aussi, cette approche implique de passer d'un modèle très fin avec des profils de vitesse instantanée à un coût moyen sur les arcs avec des données de type temps de parcours et vitesse moyenne. L'étude de l'applicabilité des modèles de la bibliothèque VEHLIB pour le problème de calcul d'itinéraire consiste à évaluer l'impact de l'agrégation temporelle (de l'ordre de quelques minutes) sur l'estimation de la consommation.

Les premiers résultats montrent que l'utilisation des modèles de la librairie VEHLIB, s'avère pertinente essentiellement lors de l'étape d'initialisation des arcs du réseau pour la résolution du problème du plus court chemin. Nous avons proposé quatre cycles de vitesse élémentaires qui reproduisent certains comportements de conduite. Ces cycles sont calculés soit à partir des vitesses moyennes observées (si l'information est disponible) soit à partir de la vitesse maximale autorisée sur chaque section de route (le niveau zéro).

Dans les chapitres suivants nous allons d'une part, adapter les modèles dynamiques pour l'estimation de la demande énergétique lors de l'affectation optimale des stations de recharge. D'autre part, nous montrerons comment construire le graphe énergétique nécessaire à l'application des algorithmes de plus court chemin à l'aide des cycles élémentaires, avec comme objectif de trouver des solutions robustes reflétant la réalité de l'usage. Cela va permettre de trouver des solutions réalistes s'agissant de chemins les plus sobres.

CHAPITRE 3
AFFECTATION OPTIMALE DES
STATIONS DE RECHARGE
POUR L'ELECTROMOBILITE

I. INTRODUCTION

En octobre 2009, les autorités françaises, par le biais du ministère du Développement Durable, ont initié un plan national pour le développement des véhicules propres, incluant les véhicules électriques et hybrides. Pour faire face aux préoccupations environnementales et développer l'économie verte, il s'agit de promouvoir des solutions innovantes afin de réduire l'impact négatif des transports sur l'environnement. Cette décision est accompagnée de plusieurs textes législatifs pour définir un cadre pour l'application du plan de réforme économique préconisé par l'Union Européenne en 2008 [19].

Pour accompagner le déploiement et l'utilisation des véhicules électriques (et hybrides), quatorze actions sont présentées afin de déterminer les grandes lignes de recherche et d'investissement dans les thématiques relatives aux véhicules propres ainsi que les infrastructures de recharge. L'Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie (ADEME), sous la tutelle du Ministère du Développement Durable, a fixé les normes pour l'affectation des stations de recharge pour les véhicules électriques et hybrides, et a dressé la feuille de route pour l'extension de ces infrastructures [20].

Le rapport de l'ADEME ainsi que la feuille de route de la commission européenne [21] définissent trois paramètres clés pour la mise en place d'un réseau d'infrastructure de recharge, à savoir :

- la normalisation des infrastructures de recharge impliquant toutes les questions, comme l'interopérabilité des stations de recharge, la sécurité, la compétitivité des infrastructures, le confort de l'utilisateur et une gestion optimisée de la consommation énergétique,
- la définition d'un cadre réglementaire et d'un modèle viable pour assurer l'intégration des véhicules électriques,
- la recherche d'un compromis entre le déploiement des infrastructures de recharge et la capacité des batteries des véhicules électriques afin d'assurer l'équilibre économique du système.

L'objectif affiché par le gouvernement est ainsi de promouvoir l'utilisation des véhicules électriques, nécessitant la mise en place d'infrastructures de recharge pour pallier leur autonomie limitée. Les chiffres visés par les autorités à l'horizon 2020 avoisinent les deux millions de véhicules électriques avec quatre millions de points de recharge sur l'espace public (voirie et parkings publics) et milieux privés (immeubles de bureaux, copropriétés et résidences principales).

L'arrivée programmée de ce type de véhicules crée de nouveaux besoins qui se traduisent par des verrous scientifiques. Plusieurs questions se greffent à cette forme de mobilité, notamment celles liées aux stations de recharge. De nombreux chercheurs et industriels se sont intéressés aux problématiques de dimensionnement et de standardisation des stations de recharge. Une des contributions de cette thèse concerne l'affectation des stations de recharge. Celle-ci regroupe plusieurs sous-thèmes notamment, ceux du choix du type de stations à affecter ainsi que leur taille, c'est-à-dire le nombre de bornes.

S'agissant du fonctionnement opérationnel de l'électromobilité, on retrouve deux modèles économiques. Le premier, le plus connu, consiste à calquer le fonctionnement des véhicules thermiques et repose sur le déploiement des stations de recharge lentes et rapides (niveaux I, II et III) avec un système de charge reliant le véhicule par le biais de connecteurs et rechargeant la batterie directement. Il existe aussi les modèles avec module de stockage

d'énergie secondaire [22]. Le second modèle économique correspond à un ancien concept développé par les fournisseurs d'électricité Electric Light Company. Il consiste à un échange direct de la batterie du véhicule électrique Battery Swap [23]. Ce dernier concept a récemment été popularisé par la Start-up Better Place en association avec Renault.

Le déploiement des infrastructures de recharge peut être considéré comme un problème d'affectation de serveur pour la satisfaction d'une certaine demande. Dans le cas de l'affectation de stations de recharge, les serveurs peuvent être représentés par les infrastructures (stations) de recharge ainsi que les chargeurs qui se connectent au véhicule. D'autre part, la demande peut être représentée soit par le véhicule électrique qui nécessite une recharge soit par une flotte de véhicules électriques formulée comme un ensemble (ou cluster) de demandes énergétiques concentré dans un point du réseau. Cette formulation s'apparente à un domaine issu de la recherche opérationnelle décrit dans la littérature comme le problème d'affectation (*Allocation and Location Problems*).

Dans ce chapitre, un état de l'art des méthodes d'affectation optimale est présenté. Ces méthodes englobent trois grandes familles de modèles, qui sont :

- les modèles déterministes statiques,
- les modèles déterministes dynamiques,
- les modèles stochastiques.

Une transition vers les méthodes d'affectation optimale des stations de recharge pour véhicules électriques est également développée. Ce chapitre est clôturé par la proposition d'un modèle d'affectation de stations de recharge à l'échelle d'une ville.

II. ETAT DE L'ART DES MODELES DE LOCALISATION

Le problème d'affectation optimale des stations de recharge pour véhicules électriques a connu un essor considérable durant ces cinq dernières années. Plusieurs auteurs se sont intéressés à l'étude et la résolution de ce problème [24] [25] [26] [27] [28] [29] [30] [31] [32] [33]. La plupart des méthodes et modèles proposés sont issus des travaux dits d'affectation optimale connue sous le nom de *Allocation and Location Models* dans la littérature anglophone.

Les premiers modèles d'affectation optimale, proposés par Hakimi [34] [35], Torgas et Reville [36] [37], traitent la question de la construction d'un réseau de service d'urgence, et plus particulièrement de l'affectation optimale des véhicules d'urgence (ambulances, pompiers). La résolution de cette problématique consiste à affecter des véhicules de service dans des sites candidats afin de satisfaire une demande de couverture dans la zone par des véhicules d'urgence.

La demande et les sites potentiels de localisation des véhicules d'urgence sont supposés connus ainsi que les distances entre ces derniers. Les problèmes de localisation de ressources se répartissent en trois classes de modèles : déterministe, stochastique et dynamique. Ces modèles ont connu un regain d'intérêt avec le début du déploiement de l'électromobilité et l'émergence d'un marché pour les véhicules électriques et hydrogènes [27].

A. MODELES DE LOCALISATION DETERMINISTES STATIQUES

Cette classe de modèles dits déterministes statiques est la plus développée. Celle - ci comprend un modèle d'affectation avec une demande statique (fixe) formulée dans un réseau. La plupart de ces modèles sont des cas particuliers du modèle de couverture d'ensemble.

Les modèles de localisation à couverture d'ensemble sont des méthodes utilisées pour satisfaire une certaine demande (clients, déplacements) dans un réseau. Ces modèles sont considérés parmi les plus simples à modéliser. Cependant leur résolution est assez complexe du fait de leur nature combinatoire.

1. Modèle de couverture d'ensemble

Les problèmes de couverture sont des problèmes combinatoires qui consistent à déterminer une couverture d'un ensemble fini, dit univers U , de sorte que chaque élément de U soit couvert par une famille de sous-ensembles S de U . Ce dernier est souvent associé aux problèmes de sélection de ressources. Il peut être modélisé sous forme de programme linéaire en nombre entier où l'on doit chercher à déterminer la couverture minimale, c'est-à-dire, définir le nombre minimal d'éléments de S pour couvrir l'univers U . Le problème de *couverture d'ensemble* (CE) est la base de tous les modèles de cette famille. La forme générale de cette classe de modèles peut s'exprimer comme ci-dessous :

$$\min_{(x)} \sum_i c_i x_i \quad (3.1)$$

$$\sum_{i \in S} x_i \geq 1 \quad \forall S \in U \quad (3.2)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \forall i \in S \quad (3.3)$$

où,

U : univers ou ensemble à couvrir

S : famille de sous-ensembles de U

i : élément de la famille S

C : coût d'affectation d'une ressource

La forme générale du problème de couverture d'ensemble est NP-difficile [38]. Il existe des méthodes de résolution issues des algorithmes approximatifs (heuristiques) pour résoudre ces problèmes. L'algorithme le plus mentionné dans la littérature est le *Greedy-Set-Cover* [39], [40]. Ce dernier reprend une approche gloutonne qui consiste à sélectionner à chaque étape de l'algorithme le nœud qui couvre un maximum d'ensembles. Cet algorithme est considéré comme la meilleure technique d'approximation pour le problème de couverture d'ensemble. La complexité de cette méthode est de $O(|X| |U| \min(|X|, |U|))$ avec $|X| = \text{card}(X)$ où X est l'union des sous-ensembles de S .

Parmi les applications les plus mentionnées dans la littérature de spécialité, le problème de couverture de graphe, cas particulier du problème de couverture d'ensemble, est le plus répandu. Il consiste à séparer les deux types de couvertures : couverture de sommet et couverture d'arc. Le problème de la couverture de sommet est un problème de la classe des problèmes NP-Complets. Il s'agit de définir une couverture optimale des arcs (ou arêtes) d'un graphe. Il est considéré comme un cas particulier du problème de couverture d'ensemble. Il existe des heuristiques, telles que *Approx-Vertex-Cover*, qui trouvent des solutions approchées avec un temps d'exécution polynomial $O(nm)$ où $n = \text{card}(V)$ et $m = \text{card}(E)$. V et E représentent respectivement l'ensemble des sommets et arcs [38].

Par ailleurs, de nombreuses déclinaisons de ce problème sont traitées dans la littérature, comme par exemple, l'emplacement des stations d'essence, d'antennes de réseaux de télécommunication etc. Cependant, à cette variante du problème vient s'ajouter la notion de coût, souvent modélisée par les arcs ou les sommets. L'objectif est de déterminer une couverture de coût minimal (ou taille minimale). Ce type de couverture est appelé *couverture de sommet optimale* (CS). Le modèle linéaire suivant reprend le cas général du problème de couverture de sommet optimale :

$$\min_{(x)} \sum_i c_i x_i \quad (3.4)$$

$$x_i + x_j \geq 1 \quad \forall i, j \in E \quad (3.5)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \forall i \in E \quad (3.6)$$

où,

C_i : coût du sommet (demande)

x_i : variable de décision (égale à 1 si le sommet i est sélectionné et à 0 dans le cas contraire)

E : ensemble des sommets du graphe G

La fonction (3.4) minimise le coût total d'affectation des sommets de couverture, tandis que la contrainte (3.5) force le modèle à couvrir tous les arcs de G .

Selon ce même concept, la couverture de sommets par des arcs (CA) consiste à couvrir une demande modélisée dans les sommets (clients, énergie à satisfaire) par des arcs, c'est-à-dire à définir un sous-ensemble d'arcs de sorte que chaque sommet soit incident à un arc du sous-ensemble. Il est évident que ce problème est un cas particulier du problème de couverture d'ensemble. Le modèle suivant est la formulation mathématique en programme linéaire. Il a comme expression associée:

$$\min_{(x)} \sum_{i,j} c_{ij} x_{ij} \quad (3.7)$$

$$\sum_i x_{ij} \geq 1 \quad \forall j \in V \quad (3.8)$$

$$x_i \in \{0,1\}, \forall i \in V, \forall j \in V \quad (3.9)$$

où,

c_{ij} : coût sur l'arc (i,j)

x_{ij} : variable de décision (égale à 1 si l'arc (i,j) est sélectionné et à 0 dans le cas contraire)

V : ensemble des sommets du graphe G

Les trois modèles CE, CS et CA définis plus haut sont des cas théoriques classiques très étudiés en recherche opérationnelle. Néanmoins, plusieurs applications de ces modèles à l'allocation de ressources sont disponibles. Les plus connues sont celles publiées par Torgas et Reville [36]. Ces applications définissent un modèle d'affectation optimale discret de services d'urgence (ambulances et/ou véhicules de pompier). Leur premier modèle est le *Location Set-Covering Problem* (LSCP). Celui-ci consiste à caractériser une affectation des véhicules d'urgence de manière à couvrir un réseau urbain. L'objectif est de minimiser le nombre de véhicules mobilisés nécessaires pour la couverture de tous les points de demande. Pour ce faire, ils utilisent des variables de décision binaires x_j égales à 1 si un véhicule est situé au point de demande j . Dans cette application, les auteurs définissent deux ensembles : un ensemble de demande I et un ensemble de sites candidats J ainsi qu'une distance S_i maximale de service pour chaque nœud de demande $\forall i \in I$. De cette distance, sont construits n ensembles N_i , où N_i représentent les sites de couverture de chaque nœud i . Le modèle LSCP s'exprime comme suit :

$$\min_{(x)} \sum_{j \in J} x_j \quad (3.10)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j \geq 1 \quad \forall i \in I \quad (3.11)$$

$$x_j \in \{0,1\} \quad (3.12)$$

où,

I : ensemble des nœuds de demande

J : ensemble des sites potentiels de localisation

S_i : distance maximale de service pour le nœud de demande i

D_{ij} : plus courte distance du nœud i au site j

N_i : sites susceptibles de servir le nœud de demande i avec

$N_i = \{j \in J / D_{i,j} \leq S_i\}$: l'ensemble des sites potentiels inclut seulement les nœuds dont la distance est inférieure à la distance maximale de service.

Ce modèle est un cas particulier du problème de couverture d'ensemble étudié plus haut. Il suppose qu'un nombre illimité de ressources à localiser est disponible, ce qui, en réalité, représente un cas très rare. Cependant, le modèle LSCP peut être utilisé comme un outil pour estimer les ressources minimales nécessaires pour couvrir toute la demande (couverture totale). Afin de pallier cette limitation, Church et Reville [37] ont proposé une extension du LSCP en développant le *Maximal Covering Location Problem* (MCLP). Contrairement au LSCP, ce modèle maximise la satisfaction de la demande introduite dans la fonction de coût avec le paramètre d_i et une nouvelle variable de décision y_j . Cette dernière prend la valeur 1 si et seulement si le sommet est couvert par au moins une

ressource (contrainte (3.14)). Cette contrainte associe la localisation du véhicule à la couverture des nœuds de demande. Contrairement au LSCP, le nombre de ressources affectées est limité à p véhicules (contrainte (3.15)). La forme générale du MCLP est décrite ci-dessous :

$$\max_{(y)} \sum_{i \in I} d_i y_i \quad (3.13)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j \geq y_i \quad \forall i \in I \quad (3.14)$$

$$\sum_{j \in N_i, \forall i} x_j = p \quad (3.15)$$

$$x_j \in \{0,1\}, j \in N_i \quad (3.16)$$

$$y_i \in \{0,1\}, i \in I \quad (3.17)$$

Dans d'autres travaux, [34] [35], l'auteur présente le problème du p -center. Celui-ci consiste à déterminer l'affectation de p centres dans un réseau de manière à minimiser la distance maximale de chaque client (ou point de demande) à son centre (serveur) le plus proche. Ce problème peut établir, à titre d'exemple, l'emplacement des installations publiques comme les écoles et les services d'urgence où l'objectif principal est de concevoir un système minimisant la distance parcourue par les usagers/ clients pour atteindre chaque centre dans un délai donné.

Dans [34], Hakimi introduit de nouveaux paramètres dans le problème du p -center. Le paramètre W qui désigne la distance maximale entre un nœud de demande et l'installation affecté et $y_{i,j}$ la variable de décision (égale à 1 lorsqu'un nœud i est couvert par un centre j). Le problème se formule ainsi :

$$\min_{(w)} W \quad (3.18)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \quad (3.19)$$

$$\sum_{j \in J} y_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (3.20)$$

$$y_{i,j} - x_j \leq 0, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.21)$$

$$W - \sum_{j \in J} h_{i,j} d_{i,j} y_{i,j} \geq 0 \quad \forall i \in I \quad (3.22)$$

$$x_j \in \{0,1\}, \forall j \in J \quad (3.23)$$

$$y_{i,j} \in \{0,1\}, \forall j \in J, \forall i \in I \quad (3.24)$$

La fonction de coût minimise la distance $d_{i,j}$, cette distance étant pondérée par la demande maximale $h_{i,j}$ entre un nœud de demande et l'installation à laquelle il est affecté. La contrainte (3.19) limite les ressources à p serveurs tandis que la contrainte (3.20) impose que chaque nœud de demande soit couvert une et une seule fois. La contrainte (3.21) assure que les nœuds sont seulement couverts par des serveurs affectés et la contrainte (3.22) définit la borne inférieure de la fonction de coût W .

Le modèle décrit plus haut représente la forme générale du p -center où deux sous-modèles coexistent : le premier dit *Vertex p-Center* réduit l'ensemble des sites candidats aux sommets du réseau modélisé. Le second dit *Absolute p-Center* permet d'affecter les sites candidats au niveau des arcs. Dans les deux déclinaisons, les modèles peuvent être pondérés par la demande pour affecter plus de poids aux zones où les demandes sont les plus importantes (paramètre $h_{i,j}$).

Les trois modèles de couverture cités plus haut sont NP-difficile [41], [42]. Cependant, la relaxation linéaire du LSCP donne souvent des solutions entières. En général, seules quelques itérations de l'algorithme *Branch and Bound* sont nécessaires pour obtenir une solution optimale entière lorsque la solution de la relaxation linéaire est fractionnaire [43].

Le MCLP peut être résolu efficacement par des méthodes heuristiques. Daskin (cf. [44], [45]) et Revelle [46] recommandent l'utilisation d'une relaxation lagrangienne couplée à l'algorithme *Branch and Bound*. Il faut souligner que pour les problèmes de type p -center, la résolution est souvent ramenée au LSCP en déterminant une plage de distance de couverture et en fixant les valeurs de p par application d'une relaxation lagrangienne avec l'algorithme de *Branch and Bound*. Toutefois, il faut noter que ces deux derniers problèmes sont NP-difficile pour des valeurs variables de p (cf. [41]).

2. Modèles Médiens

Les modèles *Median* minimisent la distance moyenne pondérée entre un nœud de demande et un nœud de couverture le plus proche. De nombreuses applications existent, notamment dans les domaines de localisation des services d'urgence (police, pompiers, ambulances), des réseaux informatiques (localisation de fichiers et serveurs), de communication (mise en place des antennes relais pour la téléphonie mobile), des activités du service public ou privé et certaines applications militaires (centres stratégiques). Le problème le plus connu de cette classe est le p -*Médian* (p -MP) [41], [42]. La formulation mathématique de ce type de problème est la suivante :

$$\min_{(y)} \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} h_i d_{i,j} y_{i,j} \quad (3.25)$$

$$\sum_{j \in J} y_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (3.26)$$

$$(y_{i,j} - x_j) \leq 0, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.27)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \quad (3.28)$$

$$x_j \in \{0,1\}, \forall j \in J \quad (3.29)$$

$$y_{i,j} \in \{0,1\}, \forall j \in J, \forall i \in I \quad (3.30)$$

La fonction de coût minimise la distance $d_{i,j}$ (pondérée par la demande h_i) parcourue par les clients pour atteindre les centres de service (ou serveurs). Les contraintes utilisées (3.26), (3.27), (3.28) sont identiques à celles du modèle p-Center. La résolution du p-MP est faite avec les mêmes approches que celles utilisées pour le p-Center (relaxation + *Branch and Bound*).

Daskin [44] souligne que le *p-Median* se base sur trois importantes hypothèses qui, dans la pratique ne sont pas toutes réfutées. Tout d'abord, le coût d'affectation d'un serveur est le même dans tous les sites. Ensuite chaque serveur affecté n'a pas d'information sur la demande réelle qu'il peut satisfaire. Enfin, le nombre prévu pour l'ouverture des serveurs, fixé à p , est supposé connu.

Pour contourner ces difficultés, Daskin propose d'appliquer le modèle *Fixed Charge Location Problem* défini par Balinski dans [47], noté FCLP:

$$\min_{(y,x)} \sum_{j \in J} f_j x_j + \alpha \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} h_i d_{i,j} y_{i,j} \quad (3.31)$$

$$\sum_{j \in J} y_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (3.32)$$

$$(y_{i,j} - x_j) \leq 0, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.33)$$

$$\sum_{j \in J} x_j \leq p \quad (3.34)$$

$$\sum_{j \in J} h_i y_{i,j} - c_j x_j \leq 0 \quad \forall i \in I \quad (3.35)$$

$$y_{i,j} \in \{0,1\}, \forall j \in J, \forall i \in I, x_j \in \{0,1\}, \forall j \in J \quad (3.36)$$

Ce problème élargit le champ des hypothèses du *p-Median* en introduisant un coût f_j de localisation, une capacité c_j de couverture pour chaque site candidat j et enfin, un dernier paramètre α . Ce dernier n'est autre que le coût de déplacement d'une unité de demande. La fonction de coût se compose de deux parties : la première minimise le nombre de serveurs ouverts et la deuxième minimise le coût de déplacement (proportionnel à la demande). Si le problème garde la même structure que le *p-Median*, la contrainte limitant le nombre de serveurs à p , est remplacée par la contrainte (3.34). Celle-ci assure que les serveurs affectés

couvrent la demande sans dépassement de capacité. Le FCLP est, d'un point de vue opérationnel, le modèle de couverture le plus réaliste pour une affectation englobant tous les coûts (ouverture des serveurs et déplacement des usagers).

La résolution de ce problème est identique à celle du *p-Median*. Elle consiste, soit en une relaxation du problème linéaire, soit à appliquer l'algorithme *Branch and Bound* lorsque la solution de la relaxation est fractionnaire.

3. Modèles de dispersion

Cette classe de modèle consiste à déterminer une affectation (localisation) des serveurs de façon à maximiser la dispersion de ces derniers. Ce type d'application se retrouve dans l'affectation des antennes réseaux où l'objectif est d'éloigner les antennes afin de maximiser le territoire couvert, éviter les interférences et minimiser les fréquences d'onde émises par chaque antenne. Cette approche est également rencontrée dans certains problèmes d'affectation de stations-service (ou pharmacie) où des règles de non-concurrence doivent être appliquées. Par contre, ces problèmes s'intéressent seulement à la distance entre les serveurs et ne prennent pas en considération la demande.

Deux grands problèmes sont traités : le *p-Dispersion-Sum* (P-DS) et le *p-Dispersion*. Le premier consiste à maximiser la somme totale des distances entre p serveurs à affecter dans n sites prédéfinis avec $1 \leq p \leq n$. Soit, $d_{i,j}$ la distance entre deux serveurs i, j et x_j la variable de décision qui prend la valeur 1 lorsqu'un serveur est ouvert au point j . Autrement dit, la distance entre les serveurs affectés est maximisée. Le modèle peut donc être formulé comme ce qui suit:

$$\max_{(x)} \sum_{j \in N} \sum_{i \in N} d_{i,j} x_i x_j \quad (3.37)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \quad (3.38)$$

$$x_j \in \{0,1\}, \forall j \in J \quad (3.39)$$

Pour le *p-Dispersion*, l'objectif est d'optimiser la distance moyenne entre chaque paire de serveurs.

Dans le cas d'une affectation de stations-service où une règle de concurrence est imposée, et pour laquelle la meilleure distribution, au sens d'une maximisation de la distance minimale entre deux établissements, est spécifiée, le problème peut se traduire comme suit :

Si $J = \{1,2,\dots, p\}$ représente les sites candidats avec seulement p serveurs disponibles, et r la distance entre deux sites à maximiser, le modèle du *p-Dispersion* reprend alors les paramètres du *p-Dispersion-Sum* et s'exprime comme ce qui suit :

$$\max_{(r)} r \quad (3.40)$$

$$r x_i x_j \leq d_{i,j} \quad (3.41)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \quad (3.42)$$

$$x_j \in \{0,1\}, i \in J, j \in J, r \geq 0 \quad (3.43)$$

Si $x_i x_j = 1$ dans la contrainte (3.41) alors $d_{i,j} \geq r$. Dans le cas où elle s'annule, le résultat reste valable, c'est-à-dire $d_{i,j} \geq 0$.

Les deux problèmes de dispersion NP-difficile peuvent être réduits au problème de clique [48], [49]. Dans [43], une autre forme du p-Dispersion est présentée. Les auteurs relatent la formulation originale de Kuby [50] où un paramètre M , représentant une constante, est ajouté. Cette constante est souvent prise égale à $M = \max (d_{i,j})$. Dans ce cas, la formulation du problème notée P-DP' a pour expression :

$$\max_{(r)} r \quad (3.44)$$

$$r + (M - d_{i,j})x_i + (M - d_{i,j})x_j \leq 2M - d_{i,j}, \forall i \in J, j \in J, r \geq 0 \quad (3.45)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \quad (3.46)$$

$$x_j \in \{0,1\}, i \in J, j \in J, r \geq 0 \quad (3.47)$$

La nouvelle contrainte introduite (3.45) définit la distance minimale entre tout couple de structures ouvertes. Lorsque les deux variables de décision prennent la valeur 1, la contrainte équivaut à $r \leq d_{i,j}$. Cela revient donc à contraindre le problème à affecter les stations ayant la plus grande distance.

Remarque : l'éloignement des serveurs peut apporter une meilleure couverture du réseau, cependant, il ne peut assurer une bonne couverture de la demande réelle si celle-ci n'est pas centralisée.

4. Modèles statiques de couvertures multiples

Une dernière partie des modèles discrets concerne les modèles de couvertures multiples. Cette sous-classe de modèles a vu le jour vers à la fin des années 70 lorsque Schilling [51] a proposé sa formulation dite « *Tandem Equipment Allocation Model – TEAM* » pour affecter des véhicules de secours. Il suppose que deux types de serveurs (véhicules de classes différentes) existent : A et B avec un ordre hiérarchique de préférence. Le modèle TEAM est formulé comme suivant :

$$\max_{(y)} \sum_{i \in I} d_i y_i \quad (3.48)$$

$$\sum_{j \in N_i^a} x_j^a \geq y_i \quad \forall i \in I \quad (3.49)$$

$$\sum_{j \in N_i^b} x_j^b \geq y_i \quad \forall i \in I \quad (3.50)$$

$$\sum_{j \in N_i^a} x_j^a = p^a \quad \forall i \in I \quad (3.51)$$

$$\sum_{j \in N_i^a} x_j^a = p^b \quad \forall i \in I \quad (3.52)$$

$$x_j^a \leq x_j^b \quad (3.53)$$

$$x_j^a \in \{0,1\}, x_j^b \in \{0,1\}, y_i \in \{0,1\}, i \in I, j \in N_i \quad (3.54)$$

Il faut noter que ce modèle peut être vu comme une extension du MCLP où chaque type de serveur a un ensemble N_i et le nombre de serveurs est fixé à p . La contrainte (3.53) apporte la notion de préférence du type de serveur ouvert. Par ailleurs, ce modèle aborde la question du type de serveur à affecter, mais néglige la notion de double couverture dans le cas où un des serveurs est occupé.

Pour parer cette limitation, Revelle et Hogan [52] ont développé deux modèles à couverture double : BACOP1 et BACOP2. Ces deux modèles sont des extensions du MCLP avec des modifications sur les variables de décision : la variable y_j prend la valeur 1 lorsqu'un point de demande est couvert une seule fois, et la variable u_i prend la valeur 1 lorsqu'un point est couvert deux fois. Le modèle BACOPI1 s'écrit :

$$\max_{(u)} \sum_{i \in I} d_i u_i \quad (3.55)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j - 1 \geq u_i, \forall i \in I \quad (3.56)$$

$$\sum_{j \in J} x_j = p \quad (3.57)$$

$$x_j \in \{0,1\}, u_i \in \{0,1\}, i \in I, j \in N_i \quad (3.58)$$

Le modèle BACOPI2 s'écrit :

$$\max_{(y,u)} \theta \sum_{i \in I} d_i y_i + (1-\theta) \sum_{i \in I} d_i u_i \quad (3.59)$$

$$\sum_{j \in N_i} (x_j) \geq y_i + u_i, \forall i \in I \quad (3.60)$$

$$(u_i - y_i) \leq 0, \forall i \in I \quad (3.61)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j = p, \forall i \in I \quad (3.62)$$

$$x_j \in \{0,1\}, y_i \in \{0,1\}, u_i \in \{0,1\}, i \in I, j \in N_i \quad (3.63)$$

Le premier modèle maximise le nombre de stations doublant la couverture. Il partage les mêmes caractéristiques que le modèle MLCP.

Pour le deuxième, les auteurs proposent un modèle bi-objectif avec une agrégation linéaire de deux objectifs distincts régulés grâce au paramètre θ . Le premier objectif maximise la couverture simple et le deuxième les couvertures doubles. Le paramètre θ permet de contrôler l'ordre d'importance des types de couverture. Le paramètre est déterminé selon l'ordre de préférence défini par les opérateurs.

Un dernier modèle, qui s'intéresse à la double couverture, est introduit par Gendreau [53]. L'auteur définit deux standards temporels de temps de couverture r_1 et r_2 , avec $r_1 \leq r_2$. Il suppose que chaque nœud de demande doit être couvert par un serveur avec une unité de temps r_j d'accès au service. En plus du premier standard de couverture, une certaine proportion α de nœud de demande doit être couverte avec une unité r_j de temps. Le modèle « *Double Standard Model - DSM* », s'écrit :

$$\max_{(x)} \sum_{i \in I} d_i x_i^{(2)} \quad (3.64)$$

$$\sum_{j \in N_i^2} y_j \geq 1, \forall i \in I \quad (3.65)$$

$$\sum_{i \in N_i^1} d_i x_i^{(1)} \geq \alpha \sum_{i \in I} d_i \quad (3.66)$$

$$\sum_{j \in N_i^2} y_j = x_i^{(1)} + x_i^{(2)}, \forall i \in I \quad (3.67)$$

$$x_i^{(1)} \leq x_i^{(2)}, \forall i \in I \quad (3.68)$$

$$x_i^{(1)} \in \{0,1\}, x_i^{(2)} \in \{0,1\}, y_j \leq p, y_j \in Z, i \in I, j \in N_i \quad (3.69)$$

où,

$$N_i^{(1)} = \{j \in I; t_{i,j} \leq r_1\};$$

$$N_i^{(2)} = \{j \in I; t_{i,j} \leq r_2\}.$$

La variable y_j désigne le nombre d'ambulances affectées au site i et les variables $x_i^{(k)}$ représentent des variables binaires prenant la valeur 1 lorsque le nœud i est couvert k fois.

La fonction de coût optimise les nœuds de demande couverts deux fois avec un rayon r_j . Les contraintes (3.65) et (3.66) assurent la double couverture. La partie gauche de la contrainte (3.67) représente le nombre d'ambulances ouvert sur un rayon r_j . Si la partie droite prend la valeur 1, il y a une couverture simple (en r_j) et si elle prend la valeur deux, il y a une double couverture. La combinaison des deux contraintes (3.66) et (3.67) garantit la proportion de couverture α en r_j . La contrainte (3.68) assure qu'une couverture double est systématiquement rattachée à une couverture simple (contrainte de structure).

B. MODELES DETERMINISTES DYNAMIQUES

Parallèlement aux modèles déterministes statiques, les modèles déterministes dynamiques ont connu un regain d'intérêt dû au développement des algorithmes de recherche locale, tels que les algorithmes de recherche tabou et recuit simulé. Ces modèles consistent à définir une affectation de serveurs dynamiques qui s'adapte à la demande qui évolue dans le temps. Autrement dit, le modèle réaffecte les serveurs pendant la période d'étude (ex : réaffectation des véhicules de secours pendant la journée) et chaque serveur peut être fermé ou ouvert pendant cette période selon l'évolution de la demande.

Les premiers modèles, proposés par Roodman et Schwarz [54], utilisent un algorithme basé sur l'approche *Branch and Bound* et une heuristique pour résoudre le problème de réaffectation de serveur. Le but est de minimiser le coût total intégrant les frais d'ouverture, de fermeture, de fonctionnement des serveurs et le coût de transport vers ces serveurs.

Wesolowsky et Truscott [55] adaptent un modèle statique pour la résolution de la version dynamique. Pour y parvenir, les auteurs proposent deux méthodes de résolution. La première est un modèle linéaire à variables mixtes (entières et réelles) pour de simples cas d'études. La seconde se base sur la programmation dynamique tout en permettant d'augmenter la taille du problème étudié.

Van Roy et Erlenkotter [56] couplent la méthode *Branch and Bound* avec une approche duale. Ils améliorent les résultats obtenus pour le problème d'affectation dynamique avec période fixe. Campbell et al. [57] utilisent un modèle d'affectation dynamique pour une entreprise de transport de marchandise avec comme objectif la minimisation des frais de transport vers les dépôts. Dans [58], Drezner propose une adaptation dynamique du problème du *p-Median*.

Cependant pour notre travail ce type de modèle n'est pas intéressant, car son application pour l'affectation de stations de recharge reste obsolète. Ceci est justifié par la difficulté liée à la mise en place des infrastructures de recharge ainsi que le coût d'investissement élevé, ce qui rend difficile l'application de modèle dynamique où les temps d'ouverture et fermeture des serveurs doivent se faire dans des laps de temps faibles. Néanmoins, les lecteurs intéressés par cette classe de problèmes peuvent se référer à la revue de l'état de l'art d'Owen et Daskin [59] et celle de Current et al. [60].

C. MODELES STOCHASTIQUES

Dans la gestion des flottes de véhicules de secours, les modèles déterministes statiques ont montré certaines limites. En effet, lorsqu'un véhicule donné (serveur) est affecté à un point de demande (client), les autres clients dans même zone de couverture se retrouvent potentiellement non couverts [61]. L'un des premiers modèles probabilistes traitant ce cas,

introduit par Daskin [62] , est le *Maximum Expected Covering Location*. Il attribue à chaque serveur (ambulance) une probabilité q pour qu'un serveur soit occupé. Cette probabilité est estimée en divisant le nombre total de la durée d'une intervention par le nombre de serveurs. Les variables de décision du modèle sont y_{ik} . Elles représentent le nombre k de serveurs couvrant le point de demande i . La variable x_j désigne le nombre de serveurs affectés au point i . Etant donné que la probabilité d'occupation des serveurs est unique, la couverture espérée peut être formulée ainsi :

$$E_k = d_i (1 - q^k) \quad (3.70)$$

où,

$(1 - q^k)$ représente la probabilité que k serveurs ne soient pas occupés.

A partir de cette valeur, la contribution marginale du k -ème serveur peut être déterminée par :

$$E_k - E_{k-1} = d_i (1 - q)q^{k-1} \quad (3.71)$$

La formulation donne après la définition de la fonction de coût du modèle MEXCLP:

$$\min_{(y)} \sum_{i \in I} \sum_{k=1}^p d_i (1 - q)q^{k-1} y_{i,k} \quad (3.72)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j \geq \sum_{k=1}^p y_{i,k}, \forall i \in I \quad (3.73)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j \leq p \quad (3.74)$$

$$k = 1, \dots, p, y_{i,k} \in \{0,1\}, x_i \in N, j \in N \quad (3.75)$$

De façon similaire au modèle MCLP, le nombre de stations dans le MEXCLP est limité à p (cf. contrainte 3.74). Toutefois, ce modèle permet d'affecter plusieurs serveurs dans un site potentiel. Pour satisfaire la validité du modèle, les $y_{i,h}$ avec $h < k$ doivent prendre la valeur 1 (contrainte (3.73)) lorsque la variable de décision $y_{i,k}$ atteint la valeur 1.

L'auteur démontre que la fonction de coût est concave en k . Quant à la résolution, une heuristique d'évaluation est proposée avec une phase préliminaire de tri par ordre décroissant des sommets de demande, et une phase de sélection avec comparaison des solutions.

Plusieurs extensions de ce modèle existent, notamment le TIMEXCLP, où les Repede et Bernardo [63] introduisent une incertitude sur les temps de parcours des véhicules de secours (serveurs) en gardant la structure du modèle initial. Ils utilisent un module de

distribution des temps de parcours et optent pour une résolution sous forme de programme linéaire.

ReVelle et al. [64] proposent un modèle d'affectation optimale stochastique intitulé *The Maximum Availability Location Problem*. Le modèle impose que la probabilité de couverture doit être supérieure à un facteur α prédéfini. Le MALP est présenté en deux versions. La première, MALP 1, suppose que tous les serveurs ont la même probabilité d'occupation q dite *Busy Fraction*. Aussi, le nombre minimum de serveurs requis pour servir la demande de chaque nœud i avec un degré de fiabilité, est déterminé par les contraintes suivantes :

$$(1 - q^{\sum_{j \in N_i} x_j}) \geq \alpha \quad (i \in I) \quad (3.76)$$

Cette dernière peut être simplifiée comme ci-après :

$$\sum_{j \in N_i} x_j \geq \lceil \log(1 - \alpha) / \log(q) \rceil = b \text{ pour } 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3.77)$$

Le modèle MALP1 prend comme expressions :

$$\max_{(y)} \sum_{k=1}^p d_i y_{i,k} \quad (3.78)$$

$$\sum_{k=1}^b y_{i,k} \leq \sum_{j \in N_i} x_j, \forall i \in I \quad (3.79)$$

$$\sum_{j \in N_i} x_j = p \quad (3.80)$$

$$y_{i,k} \leq y_{i,k-1}, (i \in I, k = 2, \dots, b) \quad (3.81)$$

$$y_{i,k} \in \{0, 1\}, x_j \in \{0, 1\}, i \in I, j \in N_i, k = 1, \dots, p \quad (3.82)$$

Ce modèle comprend les mêmes contraintes que le MEXCLP avec en plus une contrainte structurante assurant que chaque site de demande est couvert k fois.

Quant à la deuxième version du modèle, MALP 2, les auteurs supposent que chaque site possède sa propre probabilité d'occupation. Cela complexifie la structure du problème où un paramètre q_i est associé à chaque point de demande i . Ainsi, il en découle p paramètre b_i avec $p = \text{card}(I)$.

Les travaux de Ball et Lin [65] traitent également la classe des problèmes à couverture multiple en proposant une extension du LSCP appelée REL-P. La variable de décision x_{jk} prend la valeur 1 lorsque k sites sont ouverts dans j . Ils associent un coût d'ouverture c_{jk} pour chaque site j et une borne sup p_j sur le nombre de serveurs ouverts dans chaque

nœud j . La même notion de niveau de couverture est formulée dans le modèle (contrainte (3.85)).

Le modèle REL-P se présente sous la forme suivante :

$$\min_{(x)} \sum_{i \in I} \sum_{k=1}^{p_j} x_{j,k} c_{j,k} \quad (3.83)$$

$$\sum_{1 \leq k \leq p} x_j \leq 1, \forall j \in I \quad (3.84)$$

$$\sum_{j \in N} \sum_{k=1}^{p_j} x_{j,k} a_{j,k} \geq b_i \quad (3.85)$$

$$x_{j,k} \in \{0,1\}, j \in N, k = 1, \dots, p_j \quad (3.86)$$

Le dernier modèle, présenté dans cette classe, est le modèle TTM proposé par Mandell [66] . Il s'agit de maximiser la couverture totale espérée θ_{ihkl} pour deux types de serveurs (relation inclusive sur le type de couverture/ fonction des deux serveurs). Ce paramètre est calculé à l'aide d'un outil qui simule la demande. Le modèle TTM est défini ci-dessous :

$$\max_{(y)} \sum_{i \in I} \sum_{h=1}^{h_i} \sum_{k=0}^{k_i} \sum_{l=0}^{l_i} d_i \theta_{ihkl} y_{ihkl} \quad (3.87)$$

$$\sum_{h=1}^{h_i} h \sum_{k=0}^{k_i} \sum_{l=0}^{l_i} y_{ihkl} \leq \sum_{j \in w_a^i} x_j^a, \forall i \in I \quad (3.88)$$

$$\sum_{k=1}^{k_i} k \sum_{h=k}^{h_i} \sum_{l=0}^{l_i} y_{ihkl} \leq \sum_{j \in w_b^i} x_j^b, \forall i \in I \quad (3.89)$$

$$\sum_{l=1}^{l_i} l \sum_{h=k}^{h_i} \sum_{k=0}^{k_i} y_{ihkl} \leq \sum_{j \in w_b^i} x_j^b, \forall i \in I \quad (3.90)$$

$$\sum_{l=1}^{l_i} \sum_{h=k}^{h_i} \sum_{k=0}^{k_i} y_{ihkl} \leq 1, \forall i \in I \quad (3.91)$$

$$\sum_{j \in w_a^i} x_j^a \leq p^a \quad (3.92)$$

$$\sum_{j \in w_b^i} x_j^b \leq p^b \quad (3.93)$$

$$\begin{aligned}
y_{i,h,kl} &\in \{0,1\}, i \in I, 0 \leq h \leq h_i, 0 \leq k \leq k_i, \\
0 \leq l \leq l_i, x_j^a &\in \{0,1\}, x_j^b \in \{0,1\} (j \in W, \forall i \in I)
\end{aligned} \tag{3.94}$$

Où les contraintes du problème (ITM) sont des contraintes classiques sur le nombre de serveurs alloués par types (contraintes (3.92)-(3.93)). La contrainte (3.90) exige une seule combinaison de paramètres (h, k, l) pour une couverture d'un nœud de demande i .

D. AFFECTATION DE STATION DE RECHARGE POUR VEHICULES ELECTRIQUES

Les problèmes classiques d'affectation de serveurs pour un problème de couverture, définis dans les sections précédentes, sont adaptables à des problématiques actuelles telles que celle de l'électromobilité et en particulier la thématique d'affectation des stations de recharge.

Dans ce qui suit, les principales études traitant cette problématique sont analysées et synthétisées sous forme de tableaux. Les premiers travaux s'intéressant à l'affectation des stations de recharge de véhicules électriques sont ceux développés par Wang (cf. [27], [28], [30], [33]). L'un des premiers modèles développés est un modèle de couverture de stations de recharge pour scooters électriques LMLRS. Il consiste à affecter des stations de recharge dans des sites touristiques pour satisfaire une demande calculée par analyse des flux de scooters. Les déplacements sont considérés comme un paramètre individuel à satisfaire et le modèle LMLRS s'écrit [33] :

$$\min_{(x)} \sum_i \sum_j f_{i,j} x_{i,j} \tag{3.95}$$

$$\sum_i y_{i,m} t_{i,m} \geq \alpha, \forall m, \tag{3.96}$$

$$\sum_m y_{i,m} \leq \sum_j x_{i,j}, \forall i, \tag{3.97}$$

$$\sum_j x_{i,j} = k_i, \forall i, \tag{3.98}$$

$$y_{i,m} \in \{0,1\}, x_{i,j} \in \{0,1\}, t_{i,m} \geq 0, f_{i,j} \geq 0 \tag{3.99}$$

où,

$f_{i,j}$: coût d'affectation de la j -ième station dans le site i

$y_{i,m}$: variable (égale à 1 quand le m -ième véhicule est rechargé au site i)

$t_{i,m}$: temps de rechargement du véhicule m au site i

α : temps minimal de rechargement d'un véhicule pour compléter sa journée

k_i : capacité de chaque site

$x_{i,j}$: variable de décision pour l'affectation d'une station dans le site i

L'objectif de ce modèle est de minimiser le coût d'affectation des stations avec comme contrainte le temps de recharge de la batterie de chaque scooter (3.96). Pour satisfaire la demande de déplacement, chaque couple d'origine destination doit être réalisé. Pour y remédier deux contraintes sont définies :

- une contrainte de capacité des stations (3.98) pour satisfaire la demande énergétique des scooters,
- une contrainte pour l'affectation des scooters à chaque station (3.97).

Dans [30], Wang modifie son modèle pour l'adapter à des stations de remplacement de batteries *Battery Swap*. Le modèle BESLM est noté :

$$\min_{(x)} \sum_{i \in N} \sum_{j \in J} c_{i,j} x_{i,j} \quad (3.100)$$

$$\alpha + \sum_{i \in N} r_{i,m} \geq \sum_{j \in A} \sum_{i \in A} d_{i,j} \delta_{i,j,m}, \forall m \quad (3.101)$$

$$b_{i,m} = (b_{j,m} + r_{j,m}) - d_{j,m} \times \delta_{i,j,m}, \forall i \in N, \forall j \in J, \forall m \in M \quad (3.102)$$

$$r_{i,m} = y_{i,m} \beta \times A_{i,m}, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.103)$$

$$r_{i,m} \leq \beta - b_{i,m}, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.104)$$

$$\sum_{m \in M} y_{i,m} \leq \gamma \sum_{j \in J} x_{i,j}, \forall i \in N \quad (3.105)$$

$$\sum_{j \in J} x_{i,j} = u_i, \forall i \in N \quad (3.106)$$

$$y_{i,m} \in \{0,1\}, x_{i,j} \in \{0,1\}, A_{i,m} \geq 0, \forall i \in N, \forall j \in J, \forall m \in M \quad (3.107)$$

où,

N : ensemble de tous les nœuds

A : ensemble des arcs

M : ensemble des scooters parcourant un trajet

J : ensemble des stations à affecter aux nœuds de N

$c_{i,j}$: coût d'affectation d'une station j au site i

$r_{i,m}$: quantité d'énergie rechargée au point i par un scooter m

$b_{i,m}$: énergie restante d'un VE m au point i

u_i : capacité du site i

$d_{i,j}$: distance entre deux nœuds i et j

$b_{i,m}$: 1 si l'arc (i,j) est traversé par le scooter m

α : énergie du véhicule m au départ

β : capacité max du scooter

$x_{i,j}$: variables d'affectation de la station j dans le site i

$y_{i,m}$: variable qui vaut à 1 si le scooter m est rechargé dans le site i

$A_{i,m}$: coefficient de correction de la recharge d'énergie pour un scooter m chargé au nœud i

Le modèle BESLM conserve la même fonction d'objectif que le LMLRS. Ce dernier minimise le coût d'affectation des stations de recharge. La contrainte (3.101) garantit que la quantité rechargée permet au scooter d'arriver à destination et la contrainte (3.102) assure que la charge restante dans une station i est égale à la charge nécessaire pour atteindre ce point. La contrainte (3.103) représente l'énergie pour la recharge équivalente à la capacité maximale de la batterie β , moins le coefficient d'ajustement $A_{i,m}$. La contrainte (3.104) indique que la recharge ne doit pas dépasser la capacité maximale de stockage de la batterie moins la charge restante. La contrainte (3.105) traduit le fait que la demande couverte par une station de recharge ne dépasse pas sa capacité, et la contrainte (3.106) limite le nombre de stations de bornes situées sur un site pour ne pas dépasser la capacité de la station de recharge.

Dans [27], Wang adapte le modèle BESLM à l'affectation de stations de recharge rapide pour véhicules électriques. Le modèle LRVRS reprend la même structure que la version initiale et s'écrit comme suit :

$$\min_{(x)} \sum_{i \in N} c_i x_i \quad (3.108)$$

$$b_{i,m} \geq 0, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.109)$$

$$b_{i,m} = (b_{j,m} + r_{j,m}) - d_{j,m} \times \delta_{j,m}, \forall i \in N, \forall j \in J, \forall m \in M \quad (3.110)$$

$$r_{i,m} \leq \beta - b_{i,m}, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.111)$$

$$r_{i,m} = y_{i,m} \beta \times A_{i,m}, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.112)$$

$$\sum_{m \in M} y_{i,m} \leq L, \forall i \in N \quad (3.113)$$

$$y_{i,m} \in \{0,1\}, x_i \in \{0,1\}, A_{i,m} \geq 0, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.114)$$

En 2010 le même auteur que [28] propose une amélioration du LRVRS en intégrant un deuxième critère d'optimisation relatif à la satisfaction de la demande. Les contraintes concernent le nombre de véhicules en recharge ainsi que le nombre de stations selon la capacité du site (limite d'énergie). Le modèle LPVRS s'applique à des stations de recharge rapide (ou à remplacement de batterie). Il s'exprime comme ci-dessous :

$$\min_{(x,h)} \mu \sum_{i \in N} c_i x_i + (1 - \mu) \sum_{i \in N} p_i h_i \quad (3.115)$$

$$\sum_{j \in N} a_{i,j} x_j \leq h_i, \forall i \in N \quad (3.116)$$

$$b_{j,m} = (b_{i,m} + r_{i,m}) - d_{i,j,m} \times e, \forall i \in N, \forall j \in N, \forall m \in M \quad (3.117)$$

$$r_{i,m} \leq \beta - b_{i,m}, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.118)$$

$$r_{i,m} = y_{i,m} \beta \times u_{i,m}, \forall i \in N, \forall m \in M \quad (3.119)$$

$$\sum_{m \in M} y_{i,m} \leq x_i \times k, \forall i \in N \quad (3.120)$$

$$\begin{aligned} y_{i,m} \in \{0,1\}, x_i \in \{0,1\}, r_{i,m} \geq 0, u_{i,m} \geq 0, b_{i,m} \geq 0, r_{i,m} \geq 0, \\ r_{0,m} = 0, b_{0,m} = \beta, \forall i \in N, \forall m \in M \end{aligned} \quad (3.121)$$

où,

m : véhicule électrique ou hybride

N : ensemble de tous les nœuds

M : ensemble des véhicules traversant les arcs du réseau

W : poids des fonctions de coût à optimiser

c_i : coût d'allocation du serveur i

p_i : population au point i

k : entier avec un grande valeur

s : la distance maximale de couverture

$a_{i,j}$: la variable vaut 1 si le site candidat j peut ouvrir le nœud i avec une distance s , 0 dans le cas contraire

$d_{i,j,m}$: distance entre i et j pour le véhicule m

e : coefficient de conversion consommation par unité de distance

b : capacité de rechargement.

x_i : 1 si un serveur est alloué au nœud i , 0 dans le cas contraire

h_i : 1 si la demande au nœud i est satisfaite

$y_{i,m}$: 1 si un véhicule m est rechargé au nœud i . 0 dans le cas contraire

$u_{i,m}$: quantité d'énergie à ajuster au niveau du nœud i pour un véhicule m

$b_{i,m}$: quantité d'énergie restante au site i pour un véhicule m

$r_{i,m}$: quantité d'énergie rechargée au site i pour un véhicule m

D'autres travaux traitent cette thématique, notamment, ceux de Frade et al. [32]. Leur modèle maximise la couverture des clusters de demande (déterminés statistiquement) sur deux périodes : les heures de pointe (matin) et heures creuses (nuit). Aussi, ils introduisent une variable déterminant le nombre de bornes à affecter (variant de 2 à 10, contrainte (3.131)) et des contraintes sur le nombre de stations à affecter. La contrainte (3.131) contraint chaque bloc de demande k à être couvert par au plus une station k . La contrainte (3.124) détermine le niveau de couverture d'un bloc pour une station selon le paramètre de couverture r_{jk} . Ce paramètre définit le niveau de couverture par rapport à la distance entre

un bloc k et une station j . Les contraintes (3.125) et (3.126) fixent le nombre de stations de recharge à p , et imposent au modèle de considérer une station déjà existante (eg. dans le site étudié par les auteurs, une station de recharge était déjà opérationnelle au niveau de la zone Praça de Londres à Lisbonne). Les contraintes (3.127) et (3.128) garantissent que les stations de recharge peuvent couvrir la demande en énergie électrique (Z_k : capacité de chaque site k) sur les deux phases (matin et soir). Les contraintes (3.127) et (3.130) déterminent le nombre S_k de bornes à affecter dans chaque site ouvert.

Ce modèle est appliqué au cas de la ville de Lisbonne dans laquelle les auteurs préconisent d'utiliser des stations de recharge lentes en supposant que les véhicules restent stationnés pendant plusieurs heures au cours de la journée. La formulation est donnée ci-dessous :

$$\max_{(x)} \mu \sum_{j \in K} \sum_{n \in N} r_{jk} u_{nj} x_{jk} + (1 - \mu) \sum_{i \in N} r_{jk} u_{dj} x_{jk} - 0.01 Q_k \quad (3.122)$$

$$\sum_{k \in K} x_{jk} \leq 1, \forall j \in J \quad (3.123)$$

$$x_{jk} \leq r_{jk} y_k, \forall j \in J, \forall k \in K \quad (3.124)$$

$$\sum_{k \in K} y_k = p \quad (3.125)$$

$$y_{40} = 1 \quad (3.126)$$

$$z_k \geq \sum_{m \in M} u_{d,j} x_{j,k} \forall k \in K \quad (3.127)$$

$$z_k \geq \sum_{m \in M} u_{N,j} x_{j,k} \forall k \in K \quad (3.128)$$

$$s_k \geq z_k / n_n \forall k \in K \quad (3.129)$$

$$s_k \geq z_k / n_d \forall k \in K \quad (3.130)$$

$$2y_k \leq S_k \leq 10y_k, \forall k \in K \quad (3.131)$$

$$y_k \in \{0,1\}, s_k \geq 0, z_k \geq 0, x_{jk} \geq 0, \forall k \in K, \forall j \in J \quad (3.132)$$

Dans les travaux de Long et al. [67], un modèle s'inspirant du *Fixed Charge Location Problem* pour stations de recharge lente est proposé. Ce modèle dénommé OSSEVS minimise les coûts d'investissement ainsi que les coûts d'exploitation (troisième partie de la fonction de coût). Il inclut des contraintes sur la capacité de chaque site ainsi que le nombre de véhicules rechargés. Ce modèle est traduit par les expressions suivantes :

$$\begin{aligned} & \min_{(y,n)} \sum_{i \in M} \delta / 356 (c^{(ch)} + c^{(tf)} p_0^{(ch)}) n_i^{(ch)} + \sum_{i \in M} \delta / 356 (y_i^{(cs)} c_i^{(cs)}) \\ & + \sum_{i \in M} \sum_{j \in N} c^{(tp)} d_{i,j}^{(tp)} l_{i,j}^{(tp)} \end{aligned} \quad (3.133)$$

$$0 \leq L_i \leq R_i, \forall i \in M \quad (3.134)$$

$$\sum_{j \in N} d_{i,j}^{(tp)} - 24k^{(ch)} n_i^{ch} \leq 0 \quad (3.135)$$

$$\sum_{j \in N} d_{i,j}^{(tp)} = p^{(ev)} k^{(t)} D_j \quad (3.136)$$

$$n_i^{(ch)} - m y_i^{(cs)} \leq 0 \quad (3.137)$$

$$y_i^{(cs)} - n_i^{(ch)} \leq 0 \quad (3.138)$$

$$n_{min}^{(cs)} \leq \sum_{i \in M} y_i^{(cs)} \leq n_{max}^{(cs)} \quad (3.139)$$

$$n_{min}^{(cs)} \leq n_i^{(cs)} \leq n_{max}^{(cs)}, \forall i \in M \quad (3.140)$$

où,

- $y_i^{(cs)}$: sont des variables binaires d'ouverture des sites.
- $n_i^{(ch)}$: nombre de bornes de recharge dans i
- D_j : véhicules par heure dans le nœud j
- $d_{i,j}^{(tp)}$: véhicules transitant du nœud j à la station de recharge i
- $l_{i,j}^{(tp)}$: longueur du plus court chemin entre le nœud j et la station i
- L_i : distance entre la station i et le nœud dans l'arc
- $c^{(ch)}$: coût d'une borne de recharge
- $c^{(tf)}$: coût d'un transformateur
- $p_0^{(ch)}$: puissance d'un chargeur
- $c_i^{(cs)}$: coût fixe d'une station de recharge i
- $c^{(tp)}$: coût de déplacement proportionnel au nombre d'utilisateur
- M : nombre réel élevé
- $n_{min}^{(ch)}$: nombre minimal de bornes pour une station
- $n_{max}^{(ch)}$: nombre maximal de bornes pour une station

$n_{min}^{(cs)}$: nombre maximal de stations
 $n_{max}^{(cs)}$: nombre maximal de stations
 $k^{(t)}$: proportion du temps de charge en une journée
 $\rho^{(ev)}$: probabilité moyenne de charge quotidienne

Il existe d'autres travaux (cf. [29]) qui adaptent le modèle classique du MCLP pour affecter des stations de recharge lente. Les modifications apportées concernent le nombre de bornes dans chaque site de recharge. La formulation du modèle d'optimisation maximisant le nombre de véhicules électriques en charge est donnée par :

$$\max_{(h)} \sum_{g \in G} \sum_{j \in J} f_i h_{j,g} \quad (3.141)$$

$$h_{j,g} \leq a_{j,g} \sum_{v \in V, N_{v,j} \geq 0} 1, \forall j \in J, \forall g \in G \quad (3.142)$$

$$\sum_{g \in G} a_{j,g} \leq 1, \forall j \in J \quad (3.143)$$

$$\sum_{g \in G} p_g h_{j,g} \leq \sum_{s \in S} p_s m_{j,s}, \forall j \in J \quad (3.144)$$

$$\sum_{j \in J} \sum_{g \in G} k_g h_{j,g} \leq \sum_{s \in S} w_s m_{j,s} \quad J \leq b \quad (3.145)$$

$$h_{j,g} \in \mathbb{Z}^+, a_{j,g} \in \{0,1\}, m_{s,j} \in \mathbb{Z}^+ \forall j \in J, \forall g \in G, \forall s \in S \quad (3.146)$$

Les paramètres utilisés par les auteurs sont :

G : ensemble des bornes disponibles

S : ensemble de types de transformateurs disponibles

P_g : capacité brute en kW d'un chargeur de classe g.

P_s : puissance en kW d'un transformateur de classe s.

k_g : coût d'un chargeur de type g

W_s : coût d'un transformateur Type S

B : budget total

h_j^g : nombre de chargeurs de type g installés à la station de recharge j

A_j^g : variable binaire égale à 1 si des chargeurs de type g sont installés à l'emplacement j

m_j^s : nombre de transformateurs de type s installés à l'emplacement candidat j

Dans les travaux de Chen et al. [31], un modèle d'affectation de stations de recharge lente dans les parkings est défini (ville de Seattle). Il s'inspire du LSCP. Ce modèle minimise les coûts de déplacements vers les stations de recharge avec comme contrainte la

satisfaction de toute la demande modélisée sous forme de zones d'intérêt avec limitation du nombre total de stations de recharge à affecter. Le modèle s'écrit :

$$\min_{(y)} \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} c_{i,j} y_{i,j} \quad (3.147)$$

$$\sum_{j \in J} y_{i,j} = d_i, \forall i \in I \quad (3.148)$$

$$\sum_{i \in I} y_{i,j} = Mx_j, \forall j \in J \quad (3.149)$$

$$\sum_{j \in J} x_j \leq l \quad (3.150)$$

$$\sum_{j \in J} \delta_{i,j} x_j \leq 1, \forall i \in I \quad (3.151)$$

$$y_{i,j} \in \{0,1\}, x_j \in \{0,1\}, \delta_{i,j} = 1 \text{ si } c_{i,j} < r, 0 \text{ sinon}, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.152)$$

Par ailleurs, Mathews et al. [25] proposent un modèle de minimisation de déplacement vers les stations de recharge où le temps est décomposé en plusieurs unités temporelles Δt . Les contraintes limitent le nombre de stations à p , et la satisfaction de la demande est modélisée sous forme de nombre de déplacements sur les points. Le modèle s'exprime alors

$$\min_{(x)} \sum_{v \in CO} \sum_{t \in CO} \sum_{j \in CO} d_{v,t,j} x_{v,t,j} \quad (3.153)$$

$$\sum_{t \in CO} \sum_{j \in CO} x_{v,t,j} = 1, v \in CO \quad (3.154)$$

$$x_{v,t,j} \leq y_j, \forall v \in CO, \forall j \in CO, \forall t \in CO \quad (3.155)$$

$$\sum_{v \in CO, s \leq t \leq s + \tau_{v,t,j}} x_{v,t,j} \leq q_j x_j, \forall j \in CO, \forall t \in T \quad (3.156)$$

$$\sum_{j \in J} y_j = p \quad (3.157)$$

$$y_j \in \{0,1\}, x_{v,t,j} \in \{0,1\}, \forall v \in CO, \forall t \in CO, \forall j \in CO \quad (3.158)$$

Le Tableau 28 de l'annexe regroupe, sous forme de résumé, les principales contributions traitant la problématique de l'affectation de stations de recharge.

III. METHODOLOGIE POUR LE DEPLOIEMENT DE STATIONS DE RECHARGE EN MILIEU URBAIN

L'état de l'art sur les modèles d'affectation de stations de recharge pour véhicules électriques montre que la majorité des contributions se fondent sur des modèles d'allocation déterministes discrets. Ceci peut être justifié d'une part par la proximité des applications de ces modèles avec la problématique étudiée et d'autre part par l'évolution des solveurs de résolution des modèles linéaires en nombres entiers.

Dans ce qui suit, la méthodologie de résolution du problème d'affectation, proposée dans le cadre de cette thèse, est présentée. Toutes les étapes de conception sont abordées allant du choix du modèle d'optimisation, jusqu'à la validation d'ensemble en passant par la définition des paramètres, la résolution du programme linéaire, l'analyse de sensibilité et la validation du modèle.

Concernant la phase de modélisation, la méthodologie proposée s'inscrit dans une approche comparable à celle définie dans la revue de l'état de l'art. Cependant, elle diffère des propositions précédentes, dans la mesure où elle couple deux problèmes classiques : le *Fixed Charge Location Problem* et le *p-Dispersion*. Tout d'abord, le modèle FCLP est intéressant car il reprend tous les aspects liés à l'affectation des stations de recharge. Ces aspects sont :

- Gestion du flux des usagers (véhicules électriques).
- Fonction coût : minimise les frais d'investissement et le déplacement des usagers.
- Respect des capacités des serveurs où chaque station a un nombre de bornes limité.
- Satisfaction de la demande des usagers.

Néanmoins, le modèle FCLP a tendance à favoriser les zones de fortes demandes étant donné que la fonction coût minimise la distance parcourue par les usagers. Aussi, la demande est pondérée par le nombre d'usagers. Ce paramètre a tendance à affecter plus de stations vers les zones de forte concentration, ceci atténuant parfois la validité des solutions proposées. Cette conséquence est visible lorsque les clusters de demande de grande taille sont proches. Aussi, les solutions peuvent négliger les clusters de petite taille s'ils se trouvent éloignés des principaux clusters de demande. Pour y remédier, une contrainte de proximité issue du modèle *p-Dispersion* est introduite. Cette nouvelle contrainte va fonctionner comme un levier pour espacer les solutions obtenues.

L'identification des paramètres liés à cette méthodologie repose sur l'analyse des données issues des enquêtes ménage déplacement pour construire des clusters de demande (zone de forte affluence). Par la suite, une liste de sites potentiels pouvant abriter les stations de recharges a été créée.

Tableau 6 : Type de stations de recharge pour véhicules électriques

Niveau	Type	Puissance (kW)	Usage	Coût d'acquisition et d'installation (k€)
I	Recharge lente	3.6	Domicile, parking	1
II	Recharge semi rapide	22	Bureau, parking,...	5~7
III	Recharge rapide	43-AC / 50-DC	Autoroute, stations de recharge,...	50

Cette étude a été réalisée sur les données Open Data de la ville de Lyon. La Figure 19 résume la méthodologie proposée pour la résolution du problème d'affectation des stations de recharge.

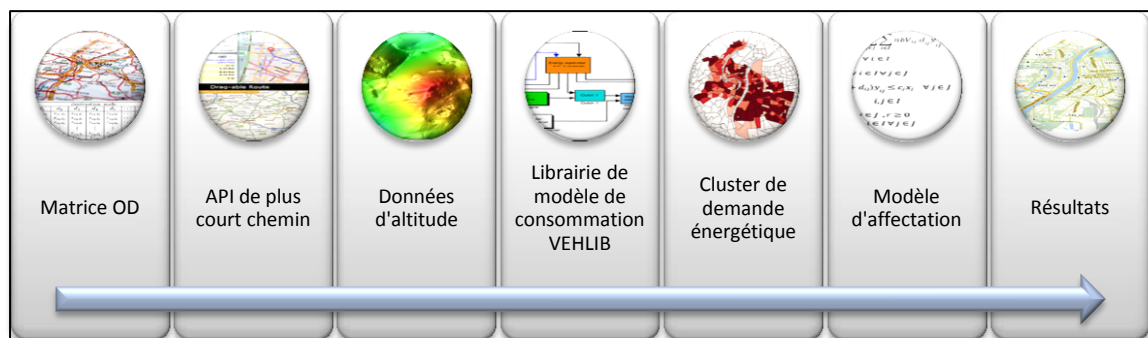


Figure 19 : Méthodologie d'affectation de station de recharge

Dans cette proposition, trois types de stations de recharge sont sélectionnés (Tableau 6) pour être affectés à une liste de sites potentiels. Cette liste se base sur les stations - services et tous les parkings publics de la ville de Lyon.

A. ANALYSE DES DEPLACEMENTS ET ESTIMATIONS DE LA DEMANDE ENERGETIQUE

L'analyse de la demande figure parmi les données d'entrées primordiales à la construction des modèles d'affectation des stations-service. Cette analyse conditionne la taille et le nombre de stations à affecter.

La plupart des études traitant ce thème sont basées sur les informations issues des enquêtes ménages déplacements pour prendre en compte la structure des déplacements des usagers (cf. [28] [31] [32]). Une des hypothèses communément admises consiste à supposer que les conducteurs gardent leurs habitudes de déplacements lors de l'adoption des véhicules électriques. Par ailleurs, pour déterminer l'énergie nécessaire, une simplification est appliquée. La consommation électrique est calculée en se basant sur une moyenne de kilowatts consommés par kilomètre parcouru. Or, il est évident que ce genre d'approximation ne permet pas d'obtenir une estimation précise de la consommation d'énergie réelle, car il ne considère ni la topologie du terrain parcouru, ni les conditions de circulation.

En effet, le chapitre 2, dans les études préliminaires sur le modèle de consommation VEHLIB, insiste sur l'importance de la contribution de ce facteur dans la quantité d'énergie nécessaire pour parcourir un trajet avec un véhicule électrique. C'est la raison pour laquelle nous avons mis l'accent sur une analyse approfondie des clusters de demande. Celle-ci se fait en déterminant un profil topologique pour chaque couple origine/destination issu des matrices origines/destinations découlant des enquêtes ménages déplacement.

Pour déterminer les points de demande appelés *cluster de demande*, une démarche d'analyse des matrices OD issues des enquêtes ménages déplacements est retenue. Sur la base de ces matrices, des clusters sont créés à partir des zones où se concentrent les destinations. Comme zone de demande, la destination est choisie car pour les trajets de type domicile - travail ou domicile - loisirs, les véhicules électriques sont rechargés à la destination.

Après la définition des couples OD, une deuxième étape consiste à déterminer le chemin le plus rapide pour chaque OD (trajet type). Ces couples OD vont être enrichis avec des métadonnées relatives à l'altitude de chaque point intermédiaire. Une fois l'intégration de ces informations topologiques effectuée, l'étape de la construction d'une séquence identique aux profils de vitesses nécessaires à l'utilisation d'un modèle d'estimation de consommation dynamique sera exécutée. Ainsi, pour chaque couple OD, un profil de vitesse/temps ($v(t)$) est défini. A partir de ce couple $v(t)$ on détermine la position (x) à laquelle on associe les données altimétriques. Le triplet $v(t,x)$ est appelé champ de vitesse. Ce champ va servir d'entrée pour les modèles dynamiques afin d'estimer la consommation du véhicule électrique. Le cluster de demande est construit en fonction du nombre de véhicules n parcourant cette séquence. Toutefois, il faut prendre en considération la déviation des véhicules vers les stations de recharge. Le même procédé est donc appliqué entre chaque point de destination et les stations de recharges potentielles. Etant donné qu'une liste de sites d'affectation de stations de recharge doit être établie, la demande en énergie totale à un point i est composée de l'énergie nécessaire pour atteindre cette destination et de l'énergie pour réaliser la déviation vers la station de recharge.

B. MODELISATION DE L'AFFECTATION OPTIMALE DES STATIONS DE RECHARGE

Le modèle d'optimisation proposé dans ce travail nommé *Fixed charge location/dispersion model* (FCLDM) s'inspire du problème FCLP avec une contrainte de dispersion. Ce modèle sélectionne un ensemble de stations de recharge à affecter à partir d'une liste de sites candidats ayant pour objectif l'optimisation des coûts. Ces coûts regroupent les frais d'investissement lors la mise en service d'une station de recharge en plus des frais énergétiques de déplacement des utilisateurs des véhicules électriques vers les stations ouvertes. Il faut souligner que la minimisation des coûts de déplacement a une incidence directe sur la distance de déviation des véhicules (de la destination vers la station de recharge). Trois conditions constituent la structure du programme linéaire :

- chaque cluster de demande est couvert par une station de recharge,
- les capacités des stations de recharge ne doivent pas être dépassées,
- un rayon minimal entre chaque couple de stations de recharge doit être respecté.

La structure générale du modèle proposé est présentée sous forme de programme d'optimisation d'une fonction de coût avec contraintes. Les détails du programme FCLDM sont formulés ci-dessous :

$$\min_{(y,x)} \sum_{j \in J} f_j x_j + \alpha \sum_{j \in J} \sum_{i \in I} n_i^{(ev)} d_{i,j} y_{i,j} \quad (3.159)$$

$$\sum_{j \in J} y_{i,j} = 1 \quad \forall i \in I \quad (3.160)$$

$$(y_{i,j} - x_j) \leq 0, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.161)$$

$$\sum_{i \in I} n_i^{(ev)} (D_i + d_{i,j}) y_{i,j} \leq c_j x_j, \forall j \in J \quad (3.162)$$

$$rx_i x_j \leq dist_{i,j}, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.163)$$

$$x_j \in \{0,1\}, y_{i,j} \in \{0,1\}, r \geq 0, \forall i \in I, \forall j \in J \quad (3.164)$$

où,

J : ensemble des sites candidats

I : ensemble des clusters de demande

f_i : coût d'ouverture de la station de recharge i

D_i : demande énergétique au cluster i

$d_{i,j}$: énergie nécessaire pour qu'un véhicule puisse voyager d'un cluster de demande i vers la station de recharge j

r : rayon minimal entre deux stations de recharge

$dist_{i,j}$: distance réelle entre deux stations de recharge (par exemple : distance euclidienne)

c_j : capacité de la station de recharge j

a : coût d'un kilowatt heure (peut être multiplié par une période d'amortissement)

$n_i^{(ev)}$: nombre de véhicules électriques se déplaçant vers le cluster i

Les variables de decision sont :

$x_j = 1$ si une station de recharge est mise en service au site j , 0 sinon.

$y_{i,j} = 1$ si le cluster de demande énergétique i est couvert par la station de recharge j , 0 sinon.

La relation (3.159) représente la fonction de coût minimisant le coût total d'investissement et le coût énergétique engendré par le déplacement des usagers des véhicules électriques pour accéder aux stations de recharge affectées.

Les contraintes (3.160) et (3.161) garantissent que chaque cluster de demande énergétique est couvert par une station de recharge. Quant à la contrainte (3.162) oblige le modèle à respecter les capacités c_j de chaque station de recharge j . Pour tenir compte du fait que la demande au cluster D_i représente la somme de toutes les demandes de déplacements dérivées de la matrice OD vers ce point, il faut ajouter la valeur de déviation des véhicules vers toutes les stations de recharge j . Cet ajout permet de couvrir cette demande énergétique.

La contrainte (3.163) est dérivée du problème *p-dispersion*. Cette contrainte, non linéaire, impose à chaque couple de station affectée d'être séparé par un rayon minimal r . On peut facilement linéariser cette contrainte :

$$r + (M - dist_{i,j})x_i + (M - dist_{i,j})x_j \leq 2M - dist_{i,j}, \quad (3.165)$$

$$\forall i, j \in N, j \in N, r \geq 0$$

Ici, M est un nombre grand qui peut être fixé à $\max(d_{i,j})$. Enfin, l'équation (3.164) définit la nature des variables de décisions x_i et $y_{i,j}$.

C. APPLICATION DU MODELE SUR UN CAS D'ETUDE :

Pour le test de notre modèle nous avons choisi la ville de Lyon comme site d'expérimentation. La construction des clusters de demande énergétique est établie selon le schéma défini plus haut. Ainsi, la construction des trajets types consiste à utiliser une matrice origine destination issue d'enquêtes ménages déplacement comme point de départ (cf. SYTRAL [68]). L'enquête SYTRAL est réalisée en 2006, où 11000 ménages répartis sur 460 communes et trois départements au niveau de l'aire métropolitaine lyonnaise, sont interrogés. A la suite, le territoire étudié est limité aux 9 arrondissements lyonnais pour simuler un environnement urbain (cf. Figure 20.a). Après, tous les couples de type *origine-destination* et *destination-station de recharge* sont générés à l'aide de requêtes de type plus court chemin.

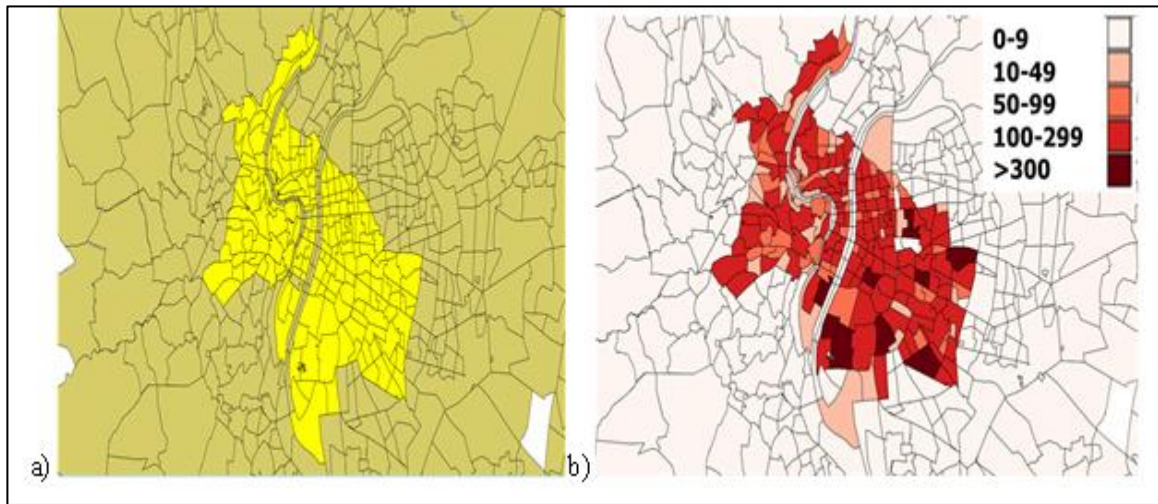
Des interfaces graphiques (e.g. Bing Maps de Microsoft®, Google® Maps, ...) sont utilisées. Ces interfaces remontent l'information sous forme de trace GPS (Format GPX et JSON) et fournissent l'état du trafic en temps réel. Les informations permettent de construire des trajets avec les temps de parcours associés. Les points de destination des trajets générés fournissent une première image de la demande de mobilité de la ville de Lyon. La Figure 20.b montre la concentration de la demande de déplacements à l'heure de pointe vers 17h.

A ces trajets, il faut adjoindre des données altimétriques. Celles-ci sont fournies par trois sources, à savoir :

- les données altimétriques de la base BD ALTI® fournies par l'Institut National de l'Information Géographique et Forestière (IGN),
- les données *Shuttle Radar Topography Mission – SRTM* fournies par les deux agences *NASA (National Aeronautics and Space Administration)* et *NGA (National Geospatial-Intelligence Agency, ex-Nima)*,
- les données disponibles dans les API's : BingMaps, OpenStreetMap (OSM),...

Les informations retenues proviennent de la base IGN (données actualisées, nombre de requêtes illimité et hors ligne). Une phase d'automatisation des requêtes de calcul des itinéraires a été réalisée à partir des API. Cette phase consiste à extraire les données en ligne pour le calcul d'itinéraire et construire une base de données d'itinéraire en chaque point de la matrice d'origine destination. Ensuite, cette base est enrichie avec les données altimétriques issues de la base BD ALTI® 25 de l'IGN. En ce qui concerne le calcul de la consommation des trajets types, il faut noter que cette dernière est conditionnée par plusieurs facteurs, comme le type de batterie (batterie au plomb, lithium-ion,...), la distance parcourue, la topologie de la route (élévation), le comportement de conduite (accélération, vitesse) et les conditions météorologiques (température). Aussi, contrairement aux études qui se sont focalisées sur une moyenne de consommation par rapport à la distance parcourue, ce travail utilise une approche plus réaliste incluant un modèle d'estimation dynamique issu de la librairie de modèles VEHLIB. Des modèles de mini – citadines sont donc choisis : Citroën C-Zéro et Peugeot I-ON. Les caractéristiques de ces modèles sont identiques car les deux véhicules sont des reproductions du modèle Mitsubishi I-MiEV. Ce modèle est né d'une coopération entre Peugeot/ PSA et Mitsubishi.

Les caractéristiques du véhicule figurent dans le Chapitre 2. A la suite des intégrations des données d'altimétries aux traces GPS, ces fichiers sont adaptés et transformés en profil de vitesses pour être exploitables par les modèles VEHLIB.



**Figure 20 : (a) Découpage des 9 arrondissements de Lyon (en jaune).
(b) Clusters de demande (V/H)**

Une fois l'énergie nécessaire pour effectuer les trajets *Origine Destination* définie, la même démarche est appliquée pour chaque couple de type *Destination – Stations de recharge*. Ainsi, une représentation de la demande énergétique pour toute la flotte automobile est obtenue. Il suffit de faire varier le taux de pénétration des véhicules électriques par rapport au nombre total de véhicules pour pouvoir simuler la demande en électromobilité.

La liste des stations de recharge potentielles est définie en considérant les stations-services et les parkings publics que compte le réseau actuel de la ville de Lyon. Les stations-services sont supposées être équipées de bornes de recharge rapides (43KW AC/50 KW DC), et les parkings de chargeurs semi rapides ou lents (22 KW ou 3,6 KW). Le nombre de bornes de recharge dans les parkings est déterminé proportionnellement à leur taille (à titre d'exemple : 2% du nombre total de places).

Tableau 7 : Caractéristique du véhicule Peugeot I-ON

Véhicule	Moteur	Type de Batterie	Batterie (kWh)	Couple Max (tr/min)	Vitesse maxi (km/h)	Consommation (kWh/100km)
Peugeot I-ON	Synchrone à aimant permanent	Lithium	16	de 180 à 2 000	130	12.5

L'approche de modélisation proposée est validée sur un cas d'étude réel. La résolution du modèle linéaire en nombres entiers est réalisée avec l'extension du solveur ILOG CPLEX développé par IBM®. Le modèle étudié se compose de 1869 contraintes et 1796 variables binaires. Il faut rappeler que la version classique du *Fixed Charge location Model* est considérée comme un problème NP-difficile [44]. Sa résolution dépend de la taille et des instances du problème étudié. Par conséquent, l'étude s'est focalisée sur des instances où le temps de résolution reste raisonnable (temps de calcul limité pour les grandes instances à 24 h). Les sorties du modèle sont ensuite affichées sur les cartes Google Maps®.

Dans la mesure où l'estimation de la consommation énergétique d'une flotte de véhicules électriques est difficile, plusieurs configurations des paramètres du modèle sont simulées dans le but d'évaluer la robustesse des solutions.

D. RESULTATS DE L'OPTIMISATION ET ANALYSE DE SENSIBILITE DU MODELE FCLDM

L'analyse de sensibilité du modèle a été réalisée sous forme d'expérimentations où nous avons fait varier certains paramètres du modèle.

La première expérimentation consiste à faire varier le nombre de véhicules nécessitant une recharge au moment t . Tous les véhicules nécessitant de recharger leurs batteries sont appelés RNV, l'acronyme venant de l'anglais *Recharge-Needed Vehicles* (RNV). Pour cette représentation, le taux de pénétration des véhicules électriques est fixé à 10%. Ce choix est fondé sur les prévisions de l'Union Européenne relatives à l'intégration des véhicules électrique à l'horizon 2020 [20].

La deuxième simulation consiste à faire varier le taux de pénétration tout en assurant la disponibilité de chargeurs électriques pour toute la flotte automobile identifiée par la variable RNV (fixée à 100%).

Les paramètres étudiés sont résumés dans le tableau suivant :

Tableau 8 : Paramètres du plan d'expérience

Variables	RNV	Taux de pénétration	Rayon	Coûts des infrastructures
Plage de variation	10% à 100%	1% à 20%	1 km à 4.5 km	Chargeurs rapides : 1k€ et 5k€

La Figure 21 montre deux sorties des deux expérimentations pour 4 configurations différentes sur les variables RNV et le taux d'intégration des véhicules électriques.

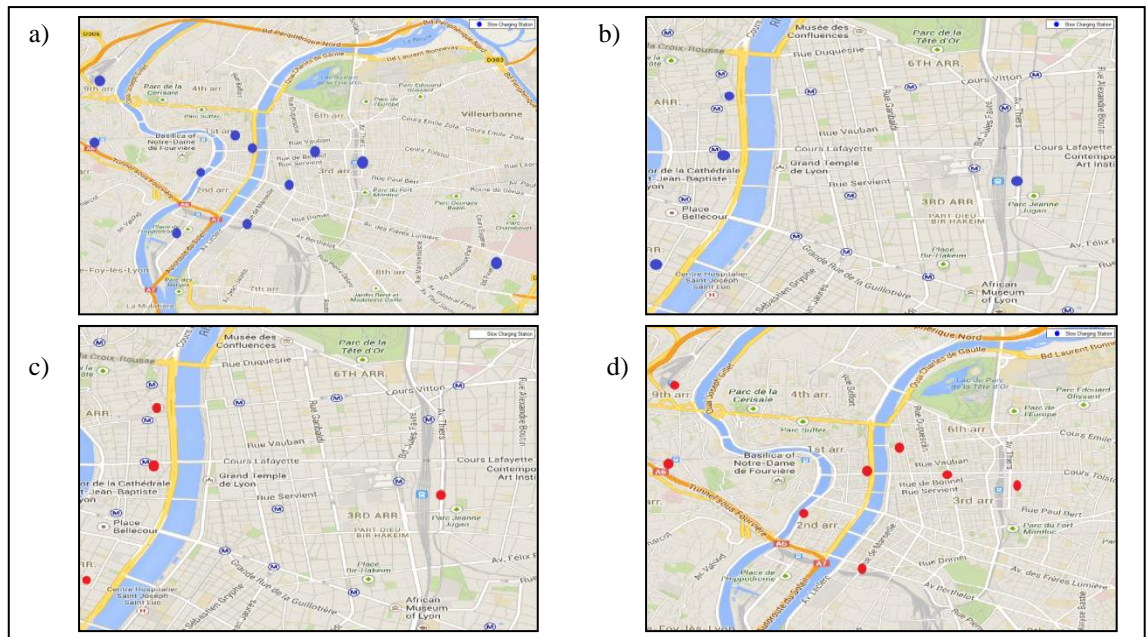


Figure 21 : Résultats de simulation sur la ville de Lyon (France). Sorties affichées sur Google Maps.

- (a) En bleu : 20 % de taux d'intégration de VE et 50 % de RNV,
- (b) En bleu : 2% de taux d'intégration de VE et 50 % de RNV,
- (c) En rouge : 10% de taux d'intégration de VE et 10 % de RNV,
- (d) En rouge : 10% de taux d'intégration de VE et 70% de RNV.

Le Tableau 9 regroupe les résultats de la première expérience en plus des informations sur le coût d'affectation et la quantité d'énergie rechargée. Ce tableau indique qu'aucune station de recharge rapide n'a été sélectionnée pour l'ensemble des instances.

Ce résultat peut être justifié, par le ratio coût/énergie fourni soit (1,1 euros/kW) et par le nombre de bornes de recharge affectées par station de recharge (6 chargeurs par station). Le modèle ira en faveur de stations semi rapides où le ratio prix/énergie fourni est plus intéressant en plus du nombre de chargeurs importants. Cette configuration reste la plus intéressante en termes de coût avec la possibilité d'absorber plus de demande énergétique.

Tableau 9 : Satisfaction de la demande énergétique pour 10 % de véhicules électriques

Taux de pénétration des VE (fixé à 10%)								
Distance Minimale entre deux stations de recharge voisines (fixée à 1000 mètres)								
RNV	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%
Nombre de stations semi rapides	4	2	7	7	8	8	8	11
Nombre de stations rapides	0	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de chargeurs semi rapides	117	231	352	469	581	682	810	934
Kwh chargés	754	1557	499	613	650	582	524	722
Coût d'installation (k-€)	819	1617	2464	3283	4067	4788	5670	6538

Cette analyse préliminaire met en évidence des résultats cohérents. Les stations de recharge sont affectées à des endroits à forte fréquentation, comme le centre-ville (Presqu'île de Lyon) ou les centres commerciaux (comme le quartier de la Part Dieu). Le modèle proposé est robuste et montre que les solutions restent cohérentes par rapport à l'évolution du taux de RNV.

La seconde phase de cette première expérimentation (Tableau 10) fournit l'affectation des stations de recharge selon l'évolution du taux de pénétration (de 1% à 20%) des véhicules électriques (avec la variable RNV fixée à 50%).

Tableau 10 : Variation du taux de véhicules électriques

Distance Minimale entre les stations de recharge fixée à 1000 mètres							
RNV fixé à 50%							
Taux de pénétration des VE	1%	5%	8%	12%	15%	18%	20%
Nombre de stations semi rapides	3	7	8	9	10	9	11
Nombre de stations rapides	0	0	0	0	0	0	0
Nombre de chargeurs semi rapides	56	293	468	721	878	1044	1135
Kwh chargés	987	675	629	522	506	455	912
Coût d'affectation (k-€)	392	2051	3276	5047	6146	7308	7945

Contrairement à la première expérimentation qui constitue une projection des chiffres définis pour l'année 2020, la seconde se rapproche davantage des chiffres actuels de la flotte de véhicules électriques à Lyon.

Pour ces deux simulations, on remarque que les stations de recharge sont bien séparées grâce à la contrainte de dispersion. Cette première conclusion indique clairement que le modèle proposé est robuste et peut s'adapter aux variations de la demande énergétique représentée par le taux d'intégration des véhicules électriques. Cependant, pour évaluer le comportement de ce modèle vis-à-vis des autres paramètres, il est important de faire une analyse de sensibilité sur ces derniers.

Il faut signaler aussi que le paramètre α qui détermine le coût d'un kilowatt heure, peut être pondéré en le multipliant par une période d'amortissement T . Pour cette étude, plusieurs valeurs de ce paramètre T (de 1 jour à 2 ans) sont utilisées. Toutes les solutions obtenues convergent vers les mêmes affectations de stations de recharge. A partir de ce constat, on en déduit que compte tenu de la façon dont il est pris en compte ici, ce paramètre a peu d'influence sur les solutions proposées. Le paramètre T est fixé par la suite à 1.

Afin de mieux évaluer la robustesse des solutions du modèle vis-à-vis des incertitudes des paramètres d'entrée, une analyse possible consiste à faire varier le taux d'intégration des véhicules électriques en se fondant sur les prévisions des taux d'intégration des véhicules électriques pour l'horizon 2020. Les estimations varient entre 5% à 20% du taux de la flotte totale. Ce constat a permis, dans le cadre de cette étude, d'envisager deux configurations par rapport aux types de stations à affecter, à savoir :

- configuration 1 : chargeur de type N1 (1,6 kW) pour les parkings et N3 (55 kW) pour les stations-services
- configuration 2 : chargeur de type N2 (22 kW) pour les parkings et N3 pour les stations-services

Il convient de noter que pour la configuration 1, des résultats identiques sont obtenus en remplaçant les chargeurs rapides (N3) par des chargeurs semi rapides (N2). La première étape consiste à observer l'évolution du coût total par rapport au taux d'intégration. La méthode d'analyse utilisée est la méthode dite *One Factor at a Time* (OFAT) qui consiste à faire varier un facteur en gardant les autres constants. Les valeurs nominales sont présentées dans le Tableau 11.

Tableau 11 : Valeurs nominales des paramètres de la simulation

Paramètres	Valeurs nominales
RNV	50%
Taux de pénétration	10%
Distance minimale inter stations de recharge	1000

Pour s'approcher du taux de pénétration actuel, on fait varier le paramètre de taux de pénétration entre 1% à 5%. La Figure 22 montre l'évolution du coût total pour les différentes configurations. Cette figure montre clairement que la croissance du taux de pénétration (la demande) impacte directement le coût d'affectation.

Les deux configurations permettent de satisfaire la demande énergétique avec un avantage financier pour la configuration 1. Cependant, cette dernière ne peut pas supporter un taux de pénétration supérieur à 5%, au-delà de ce seuil, le modèle ne trouve plus de solution réalisable.

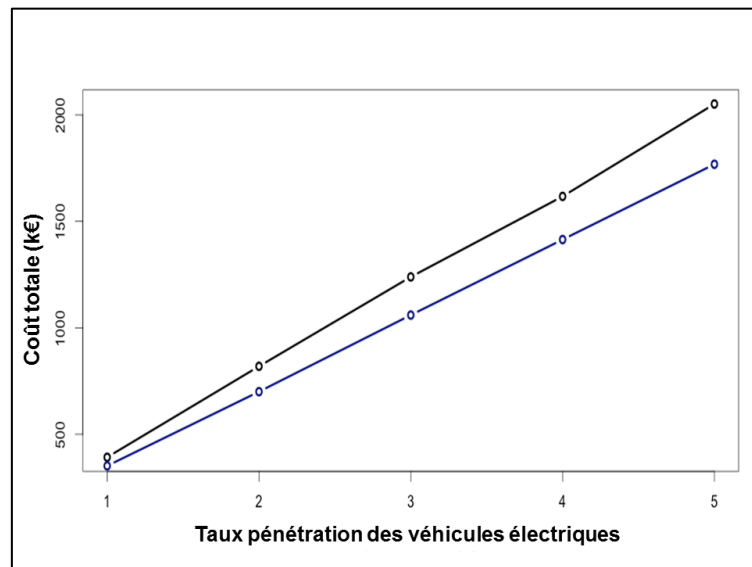


Figure 22 : Résultats de simulation : évolution du coût total (k€) par rapport au taux d'intégration. En bleu : la configuration 1 – En noir : configuration 2

Dans le cas où le taux de pénétration est faible, il y a un équilibre entre les coûts d'affectation de la configuration 2 et la configuration 1. Cependant, le nombre de bornes de recharge nécessaire pour satisfaire la demande est plus important pour la configuration 1. La Figure 23 met en évidence cette différence.

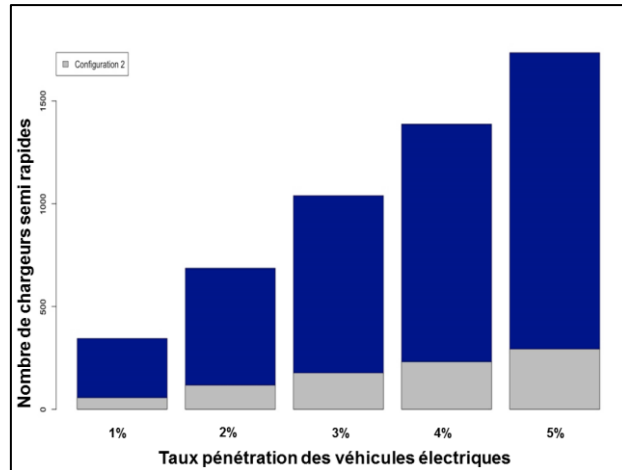


Figure 23 : Nombre de chargeurs semi rapides pour configuration 2 (en gris) et lents pour la configuration 1 (en bleu).

Comme le taux de véhicules électriques est en constante augmentation, il est important de réaliser une expérimentation prévisionnelle avec des taux d'intégration plus importants. Lorsque la demande énergétique augmente (au-delà de 5%), seule la configuration 2 est en mesure d'absorber cette demande aussi importante (cf. Figure 24).

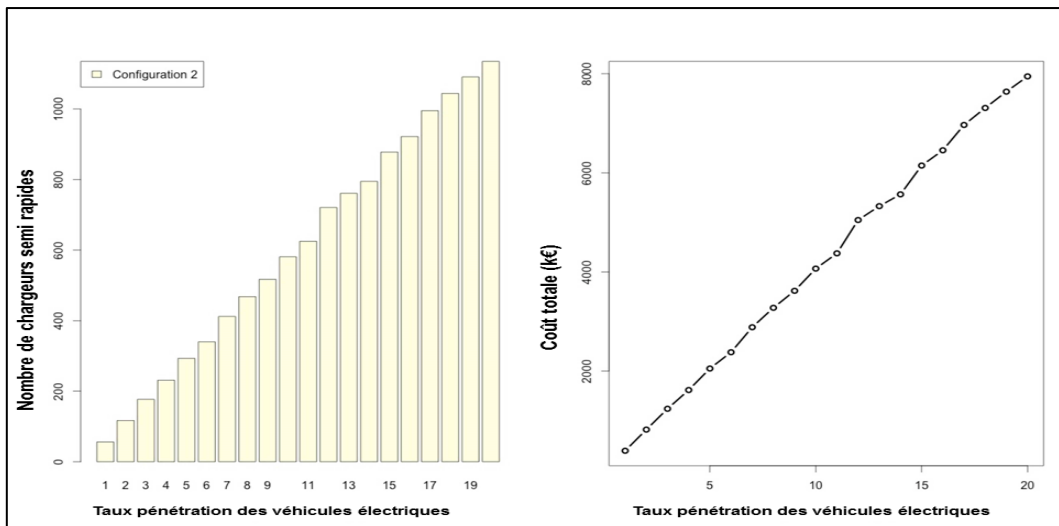


Figure 24 : Variation du taux de pénétration des véhicules électriques

La Figure 25 montre l'évolution des coûts en fonction de l'augmentation des RNV. Par conséquent, la configuration 1 demeure plus avantageuse en termes de coût global.

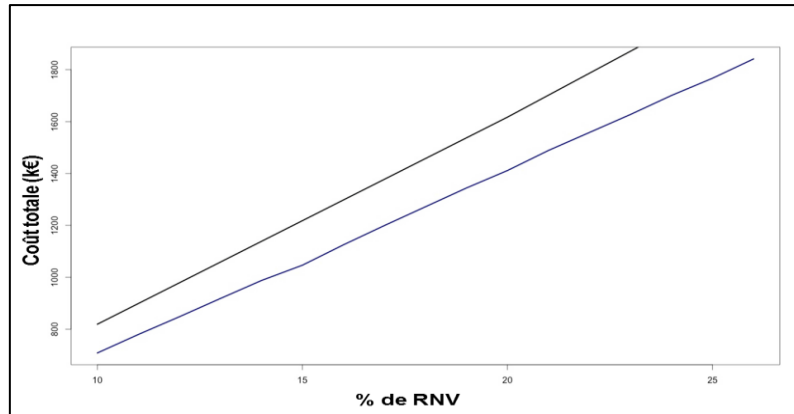


Figure 25 : Evolution des coûts en fonction de l'augmentation du nombre de RNV. (En bleu configuration 1, en noir configuration 2)

Il en découle, une fois de plus, que les stations de recharge rapide ne sont pas sélectionnées même en augmentant le nombre de RNV. La Figure 26 illustre la différence entre les deux configurations, qui réside dans le nombre de bornes de recharge semi rapides et lentes attribuées à un ratio de RNV égal à 30%. La non - sélection de stations de recharge rapide dans les solutions proposées est justifiée par leur coût élevé par rapport à l'énergie fournie.

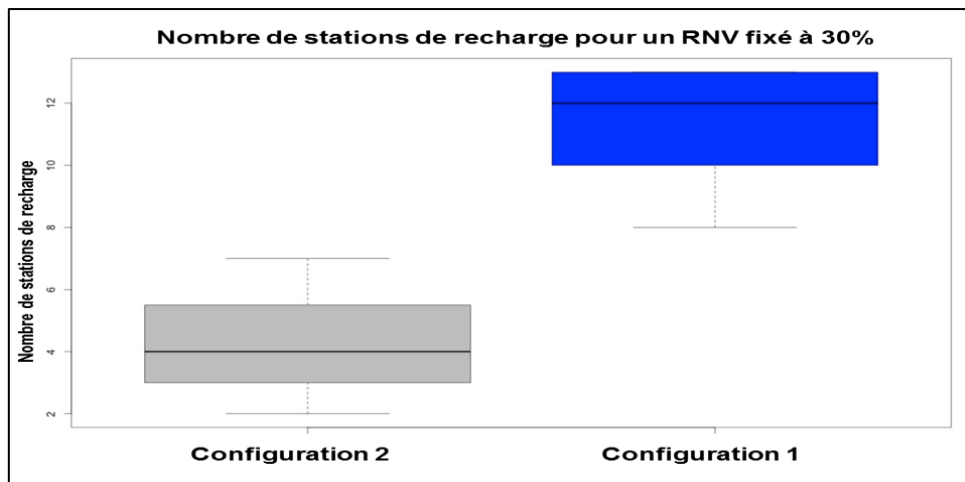


Figure 26 : Boxplots du nombre de stations de recharge en fonction du taux de RNV fixé à 30%. (En bleu configuration 1, en noir configuration 2)

Nous avons réalisé une simulation qui consiste à réduire le coût initial des stations de recharge rapide de 55k € à 11k € (soit un facteur de 5). On voit alors que le modèle propose des solutions avec ce type de station (Figure 27).

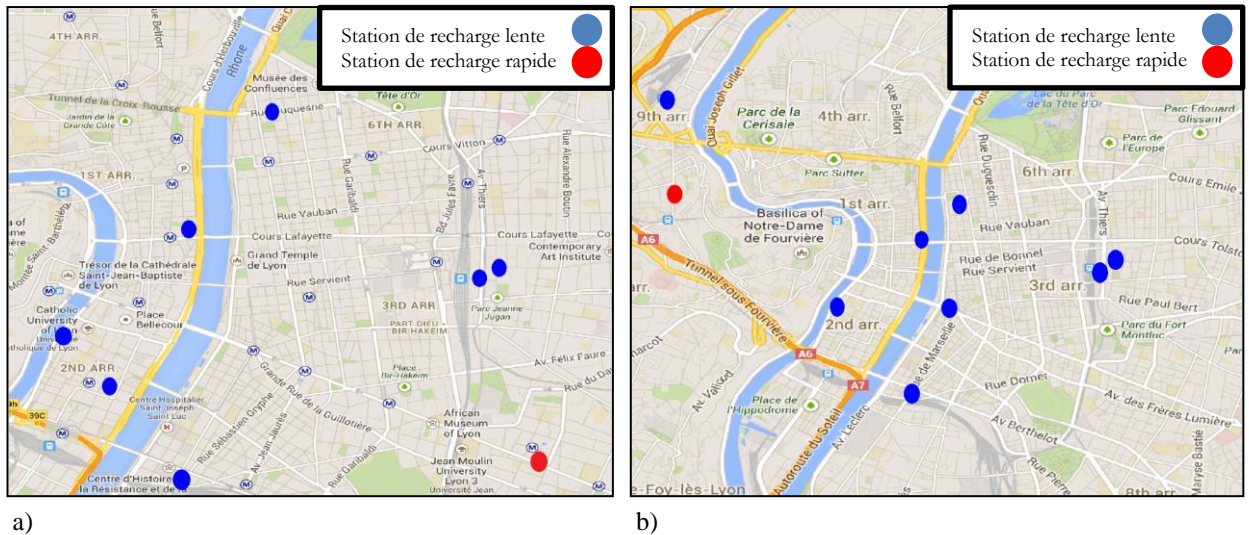


Figure 27 : Affectation des stations de recharge avec un coût réduit (11k€) sur les stations de recharge rapide (en rouge):

- a) Taux de véhicules électriques = 7%, RNV= 50%.**
- b) Taux de véhicules électriques =12%, RNV=50%.**

Le dernier paramètre étudié est la distance minimale entre deux stations voisines, c'est-à-dire le rayon r dans la contrainte de p -Dispersion. La Figure 28 souligne l'impact de la variation de la distance minimale lorsque le rayon est fixé 1000 m (cf. Figure 28.a). Elle indique également que la solution proposée par le modèle concentre les stations de recharge au centre de la ville (Presqu'île de Lyon), là où la demande est la plus importante.

Cependant, cette dernière néglige les zones éloignées tels que les arrondissements en périphérie. Par contre, lorsque la valeur du paramètre r est plus importante, une nette amélioration de la dispersion des stations de recharge est visible. Les solutions englobent la majorité des parties de la ville avec une bonne répartition. La distance minimale semble donc être un facteur clé pouvant être utilisé comme un levier par les opérateurs de trafic pour réguler le flux des véhicules électriques dans un futur proche.

Aussi, il est recommandé de définir la distance en fonction des besoins. Une petite distance pour les réseaux denses et petites villes, mais une distance plus importante peut avoir des répercussions sur le coût d'affectation. Néanmoins, cette grande distance va assurer une couverture géographique plus efficace. A partir de la Figure 28 on peut déduire que la configuration (b), où le rayon minimal est fixé à 2km, est la configuration la plus adaptée pour la ville de Lyon. En effet, elle permet d'avoir un très bon compromis entre le nombre de stations de recharge (6) et la couverture de la majorité des arrondissements (la configuration (b) permet de couvrir partiellement les 1^{er}, 2^{ème}, 3^{ème}, 6^{ème}, 7^{ème}, 8^{ème} et 9^{ème} arrondissements). A l'instar des autres configurations, qui soit concentrent les affectations sur les zones de forte affluence (configuration (a)) ou sinon proposent des solutions espacées négligeant certains arrondissements (configuration (d) et (c)).

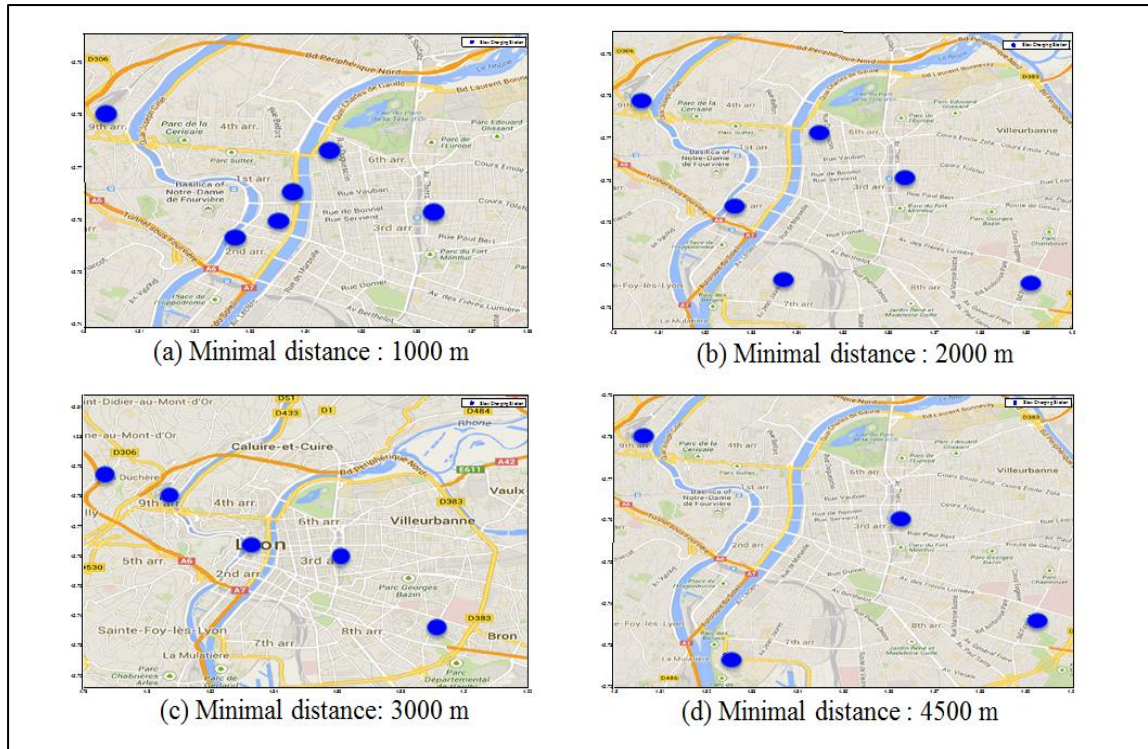


Figure 28 : Affection des stations de recharge avec variation du paramètre de distance minimale.

IV. CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, une analyse approfondie de l'affectation des stations de recharge pour véhicules électriques avec application à un cas réel (la ville de Lyon) a été réalisée. L'état de l'art englobant les méthodes de localisation de serveurs classiques, en plus des récentes applications sur les stations de recharge, a permis de proposer une méthodologie détaillée pour construire un module de localisation. Cette méthodologie véhicule de nouvelles contributions dans l'estimation de la demande énergétique. Cette demande est basée sur l'analyse des déplacements des usagers à partir des matrices d'origine destination issues d'enquêtes ménages déplacement. Les déplacements sont complétés par des données d'altimétrie et transformés en profil de vitesse pour calculer la consommation énergétique. Cette dernière est estimée à l'aide de modèles de consommation dynamiques issus de la bibliothèque VEHLIB. Cette approche permet d'obtenir des profils énergétiques qui se rapprochent du comportement réel du véhicule électrique. Ensuite, un programme linéaire en nombres entiers (variables binaires) est résolu pour déterminer le placement optimal des stations de recharge. Ce modèle minimise, d'une part, le déplacement des usagers, et d'autre part, le coût de localisation totale tout en satisfaisant la demande d'énergie et de mobilité des véhicules électriques.

Une analyse de sensibilité est réalisée pour valider le modèle en fonction du taux de pénétration des véhicules électriques, du nombre de véhicules souhaitant recharger et de la distance minimale entre les stations de recharge. Les résultats obtenus indiquent clairement que ce modèle préconise l'utilisation de stations de recharge équipées de chargeurs semi rapides (22kW) pour les stations affectées aux parkings publics. En effet, cela est dû au fait

que cette configuration favorise l'affectation d'un nombre de chargeurs important, ce qui permet d'absorber la forte demande de mobilité électrique.

Pour les stations affectées aux stations-services, les chargeurs rapides (50 kW ~ 43kW) peuvent être intéressants. Néanmoins, le rapport énergie -/coût d'affectation reste faible. Cela est dû au prix élevé de cette nouvelle technologie. Ce constat est confirmé par les résultats des simulations effectuées. Le paramètre lié à la distance minimale permet de réguler la configuration des affectations, notamment lorsque la demande de déplacement est concentrée sur les zones de forte affluence. Ce qui évite de négliger les zones de demandes excentrées. Pour une zone urbaine de la taille de la ville de Lyon il est préconisé d'adopter un rayon de 2 km pour chaque couple de stations de recharge.

Les résultats obtenus dans ce chapitre sont utilisés pour les tests des algorithmes de plus court chemin énergétique avec phase de recharge. La liste des stations de recharge affectées issues des simulations sera utilisée comme entrée aux algorithmes de plus court chemin. Cette problématique va être traitée au chapitre suivant.

CHAPITRE 4
CALCUL D'ECO-ITINERAIRES
ENERGETIQUES AVEC
RECHARGE EN ROUTE

I. INTRODUCTION

Comme nous l'avions évoqué précédemment, parmi les leviers qui permette d'accélérer le déploiement de l'électromobilité en milieu urbain on peut citer la mise en place d'infrastructure de recherche et l'optimisation de la consommation des véhicules électriques lors du déplacement. Le premier levier a été traité dans le chapitre précédent dans lequel nous avons proposé une résolution du problème d'affectation des stations de recharge dans un réseau urbain, selon différents scénarios de déploiement des véhicules électriques. Le second levier peut être abordé du point de vu comportement du conducteur (éco-conduite) ou/et via des outils d'aide à la conduite comme par exemple un calculateur/navigateur d'éco-itinéraires énergétiques adapté au véhicules électriques. C'est cet angle là qui pris dans le cadre de cette thèse. Ce chapitre s'intéresse donc au problème de plus court chemins et plus spécifiquement au développement un calculateur/navigateur d'éco-itinéraires énergétiques avec possibilité de recharge en cours de trajet. Il s'agit de calculer le meilleur itinéraire pour un véhicule électrique, intégrant de nouvelles contraintes et la possibilité de recharger la batterie en cours de route.

La problématique à résoudre apparaît clairement comme une extension du célèbre problème du plus court chemin, c'est pourquoi ce chapitre débutera par un état de l'art sur les algorithmes de plus court chemin et les différentes méthodes de résolution. Ensuite, l'extension du problème initial sera présentée en intégrant la recherche d'une solution optimale avec déviation. La seconde partie du chapitre décrit notre proposition de méthodologie de calcul du plus court chemin énergétique pour véhicules électriques avec possibilité de recharge en cours de trajet. Dans la troisième partie, nous présenterons notre méthodologie de construction du graphe énergétique. Ce graphe sera utilisé comme entrée pour notre outil de calcul d'itinéraire. Le graphe énergétique de la ville de Lyon et de sa périphérie sera construit sur la base des cartes routières Open Street Map.

Des tests numériques de la méthodologie de calcul d'itinéraires sur ce graphe énergétique clôturera ce chapitre.

II. ÉTAT DE L'ART DES ALGORITHMES DE PLUS COURT CHEMIN

Le problème de calcul d'itinéraire fait partie des problèmes classiques d'optimisation dans les graphes. Il est souvent traité à l'aide de stratégies de recherche de chemins. D'un point de vue théorique, le problème de plus court chemin (PCC) se propose d'optimiser le parcours entre deux points, une origine ou source (s) et une destination (d), selon un critère donné. Il se formule généralement au sein d'un graphe $G(V, E)$ où V et E sont deux ensembles finis d'éléments structurants de G . L'ensemble V regroupe tous les sommets du graphe, et E représente l'ensemble des arêtes. Chaque arête de E est adjacente à une paire (u, v) de nœuds de V . Toute arête orientée de u à v est appelée un arc.

Un graphe valué est un graphe où un coût c est associé à chaque arc (ou à chaque arête (cf. Figure 29.a). Un chemin entre deux sommets s et d est une séquence finie (x_1, \dots, x_r) de sommets, de telle sorte que $x_1 = s$ et $x_r = d$ et $(x_i, x_{i+1}) \in E$ pour tout $1 < i < r$.

Dans le problème de plus court chemin sur un réseau de transport, les arcs et les sommets sont souvent représentés respectivement comme des sections de route et d'intersections. Le coût peut être un temps de parcours, la distance entre deux intersections, voire un coût monétaire. Il faut souligner que la majorité des graphes routiers sont :

- quasi planaires⁵ : il existe peu d'intersection entre les arcs,
- creux, avec un degré maximal (nombre d'arcs connectés à un sommet) faible.

Ces caractéristiques sont importantes car elles permettent de réduire la complexité des opérations sur ces graphes, notamment lors de l'exploration de la structure de données ou du calcul de requêtes du plus court chemin.

Le calcul du plus court chemin entre deux sommets est un problème de théorie des graphes qui peut être résolu par une classe d'algorithmes appelée *algorithmes à fixation/correction d'étiquettes*. Une approche simple consiste à résoudre le modèle linéaire du plus court chemin (contrainte 4.1).

Le modèle SPP s'écrit comme ci-après :

$$\min_x \sum_{(u,v)} c_{u,v} x_{u,v} \quad (4.1)$$

$$\sum_u x_{u,v} - \sum_u x_{v,u} = \begin{cases} 1 & \text{si } v = d \\ -1 & \text{si } v = s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.2)$$

$$\sum_u x_{u,v} \leq 1, \forall (u,v) \in E \quad (4.3)$$

$$x_{u,v} \in \{0,1\}, \forall (u,v) \in E \quad (4.4)$$

Ici, $c_{u,v}$ représente le coût de l'arc (u,v) et les variables $x_{u,v}$ représentent les éléments du plus court chemin lorsque la résolution du programme linéaire converge vers une solution optimale. La présentation de la forme duale du modèle linéaire du plus court chemin est importante car elle permet d'exprimer la condition dite de Bellman $(\pi_v - \pi_u) \leq c_{u,v}$, qui est un élément clé des algorithmes de résolutions du plus court chemin. Aussi, la forme duale s'écrit comme ce qui suit :

$$\max_{(\pi)} (1-n)\pi_0 \sum_{v \neq 0} \pi_v \quad (4.5)$$

$$(\pi_v - \pi_u) \leq c_{u,v} \quad (4.6)$$

$$x_{u,v} \in N, \forall (u,v) \in E \quad (4.7)$$

où,

$$\pi_u, \forall u \in N, \text{variable duales des } x_{u,v}, \forall (u,v) \in E.$$

⁵ Un graphe est dit planaire si on peut le dessiner dans le plan sans que les arêtes ne se croisent.

Cependant, le passage à l'échelle de ce type de résolution laisse à désirer et la littérature recommande l'utilisation des algorithmes de fixation et correction d'étiquettes. Le principe de ces algorithmes est de construire un arbre couvrant à partir de la source, puis d'associer un potentiel π à chaque sommet x_i . Ce potentiel représente une borne supérieure pour le plus court chemin vers ce sommet, et à chaque itération de l'algorithme, la condition de Bellman $\pi_{i+1} - \pi_i \leq c(x_i, x_{i+1})$ est vérifiée. Les potentiels sont mis à jour quand la condition n'est pas respectée, conduisant à la construction d'un arbre couvrant dit *arbre de plus court chemin*.

L'algorithme à fixation d'étiquettes le plus communément utilisé est celui développé par Edsger Dijkstra en 1959 (cf. [69]). Cet algorithme d'une complexité algorithmique de $O(n^2)$ où n est le cardinal de V , ne s'applique qu'à condition que les coûts des arcs soient positifs.

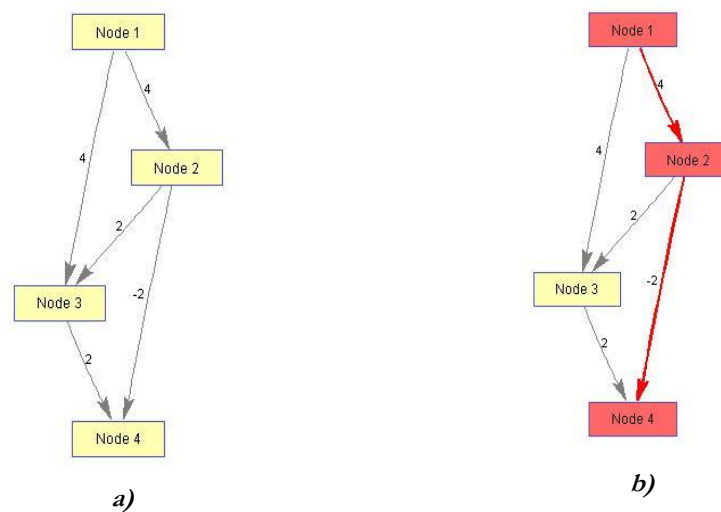


Figure 29 : Représentation d'un graphe

Pour les réseaux avec des arcs de coût négatifs (cf. Figure 29.b), il est recommandé d'utiliser l'algorithme de Bellman-Ford ([70] [71]). Cet algorithme de correction d'étiquettes peut résoudre le problème du plus court chemin (PCC) avec des coûts d'arcs négatifs en l'absence de cycles négatifs, *i.e.* la source et le sommet terminal sont les mêmes et où le coût total du chemin est négatif.

Quand la sélection FIFO est utilisée, le temps de calcul est de l'ordre de $O(nm)$ où m est le nombre d'arcs. L'algorithme Bellman-Ford représente un bon compromis pour la résolution du PCC avec arcs négatifs.

A. ALGORITHMES A FIXATION/CORRECTION D'ETIQUETTES

Cette classe d'algorithme suit une approche primale pour la résolution du problème du plus court chemin. Cela implique la construction d'un sous graphe de $G(E, V)$ connectant le nœud d'origine (s) à tous les nœuds de G . Le sous-graphe est appelé *arborescence couvrante* pour laquelle il existe, depuis l'origine s , un chemin vers tout autre sommet du graphe.

Ensuite, à chaque sommet u est associé un potentiel π_u représentant une borne supérieure du coût du plus court chemin de s à u . A chaque itération de l'algorithme de

Dijkstra, la condition de Bellman $(\pi_v - \pi_u) \leq c_{u,v}$ est vérifiée pour un nœud u et tous ses arcs sortants. Lorsque cette condition n'est pas respectée, le potentiel du nœud est mis à jour.

L'algorithme de Dijkstra suit une démarche gloutonne, qui à partir de la racine s sélectionne un nœud appartenant à la liste des successeurs de s (file) et teste la condition de Bellman. Chaque nœud de la file est testé au plus une fois. Le choix du nœud candidat conditionne les performances de l'algorithme (Section 4.1.2). L'algorithme de base préconise le choix du nœud avec le potentiel le plus faible. L'algorithme s'arrête lorsque la condition de Bellman est vérifiée pour tous les arcs du graphe.

```

Algorithme 1: Dijkstra: (origine  $s$ ), graphe  $G(V,E)$ ):
|  $dist[s] \leftarrow 0$  ;
|  $Q \leftarrow \emptyset$ 
| Pour tout nœud  $v$  de  $V$  Faire
| | Si  $v \neq s$ 
| | |  $dist[v] \leftarrow +\infty$ 
| | |  $pred[v] \leftarrow []$ ;
| | Fin de si
| |  $Q \leftarrow Q \cup \{v\}$ ;
| Fin de Pour
| Tant que  $Q \neq \emptyset$  Faire
| |  $u \leftarrow v$  tel que  $v = \min dist[v]$  et  $v \in Q$ 
| |  $Q \leftarrow Q - \{u\}$ ;
| | Pour tout voisin  $v$  de  $u$ 
| | |  $temp \leftarrow dist[u] + c(u,v)$ 
| | | Si  $temp < dist[v]$ 
| | | |  $dist[v] \leftarrow temp$ 
| | | |  $pred[v] \leftarrow u$ 
| | | Fin de si
| | Fin pour
| Fin de tant que
| Résultats  $dist[], pred[]$ 
Fin

```

Figure 30 : Pseudo code de l'algorithme de Dijkstra

L'algorithme défini dans la Figure 30 résout le problème *one-to-all*, c'est-à-dire entre une origine et l'ensemble des nœuds destinations (si ces derniers sont accessibles). Par ailleurs, cet algorithme peut être facilement adapté au problème *one-to-one* (problème se restreignant au calcul d'itinéraire en une origine et une destination). Pour ce faire, il suffit d'ajouter un test d'arrêt lorsque le nœud de destination est atteint.

Contrairement à l'algorithme de Dijkstra, l'algorithme de Bellman-Ford-Moore permet de calculer le plus court chemin, même en présence d'arcs avec des coûts négatifs, et à condition que ce dernier ne possède pas de circuit absorbant. Les travaux publiés par Ford en 1956 [70], et Richard Bellman en 1958 [71] sont très souvent associés à ceux d'Edward Moore [72] publiés en 1957. La différence avec la procédure de Dijkstra est que la valeur du plus court chemin vers un nœud est mise à jour dans chaque itération.

Le nom *d'algorithmme de correction d'étiquette* découle de cette propriété. La Figure 31 donne le pseudo code de l'algorithme de Bellman-Ford-Moore.

```

Algorithme 2: Bellman-Ford-Moore: (origine (s), graphe G (V,E)):
| dist(s) ← 0 ;
| Q : ← ∅
| Pour tout nœud v de V Faire (Initialisation)
| | Si v ≠ s
| | | dist [v] ← +∞
| | | pred [v] ← [];
| | Fin de si
| | Q ← Q ∪ {v};
| Fin de Pour
|
| Pour tout nœud v de V Faire (Procédure de relaxation des arcs)
| | Pour tout arc (u,v) de E Faire
| | | si dist[u]+coût(u,v) < dist [v] ;
| | | | dist [v] ← dist [u] +coût (u,v)
| | | | pred [v] ← u
| | | Fin de si
| | Fin pour
|
| Pour tout arc (u,v) de E Faire (Procédure de recherche des cycles négatifs)
| | si dist[u]+coût(u,v) < dist [v] ;
| | Erreur « le graphe contient un cycle négatif »
| | Fin de si
| Fin pour
| Résultats dist[], pred[]
Fin

```

Figure 31 : Pseudo code de l'algorithme de Bellman-Ford-Moore

B. PROCEDURE D'ACCELERATION DES ALGORITHMES DE PLUS COURT CHEMIN

Les méthodes d'accélération des algorithmes précédents permettent de renforcer leurs performances à l'aide de méthodes dites d'accélération i.e. *speed-up techniques*.

En suivant la typologie de Schultes [73] les procédures d'accélération de l'algorithme de Dijkstra peuvent être regroupées en 3 grandes familles :

- les méthodes simples,
- les méthodes de recherche orientée,
- les méthodes dites hiérarchiques.

1. Approches simples

Cette première famille regroupe toutes les méthodes censées améliorer l'algorithme de Dijkstra :

- celles consistant à minimiser le nombre des opérations de parcours des files de l'algorithme,
- celles représentant les méthodes de recherche bidirectionnelles,
- celles regroupant les méthodes de calcul des tables de distance.

La première catégorie comprend, notamment, les travaux de Williams [74]. Ce dernier propose une approche basée sur l'utilisation des tas binaires i.e. *Binary Heaps*. Cette proposition permet de réduire la complexité à $O(m \log n)$ au lieu de $O(n^2)$ où m représente le nombre d'arcs et n le nombre de sommets.

Une autre méthode consiste à appliquer les tas de Fibonacci [75] pour obtenir une performance de $O(m + n \log n)$. Lorsque les valeurs des arcs dans le graphe sont entières, Dial [76] propose une méthode basée sur le concept de *paquets*. Ces structures de données permettent d'obtenir une complexité de $O(m + nC)$, où C représente le poids maximal des arcs du graphe.

La deuxième catégorie examine la recherche bidirectionnelle. La principale contribution, dans cette catégorie est celle de Dantzig [77].

L'auteur propose une double recherche de plus court chemin : la première de l'origine vers la destination et la deuxième de la destination à l'origine. Le plus court chemin est obtenu lorsque des nœuds sont communs aux résultats des deux recherches.

La dernière catégorie consiste à calculer tous les chemins entre chaque couple de données du graphe et à éviter de relancer les algorithmes de plus court chemin. Cette approche n'est pas réaliste lorsque la taille des graphes étudiés est importante.

2. Approches de recherche orientée

La deuxième famille regroupe toutes les méthodes qui consistent à imposer une direction lors de la recherche du chemin optimal. La contribution la plus importante pour le calcul du plus court chemin est véhiculée par l'algorithme A^* [78]. La méthode utilisée est issue du domaine de l'intelligence artificielle. Elle permet de réduire le nombre d'éléments examinés à l'aide d'informations dites *directionnelles*, c'est-à-dire, associer à chaque nœud d'origine issu d'une requête origine-destination, une borne inférieure pour atteindre le nœud de destination.

A chaque itération de l'algorithme, le nœud minimisant la valeur de la borne, est sélectionné. Pour le calcul du plus court chemin, dans le cas des graphes routiers, la distance euclidienne est utilisée comme borne inférieure. Cette borne est divisée par la vitesse maximale du réseau lorsque le temps de parcours est minimisé. La difficulté de cette approche réside dans la détermination de la borne inférieure étant donné que les performances de l'algorithme A^* sont conditionnées par la qualité de cette dernière.

La complexité de A^* dépend du choix de l'heuristique d'estimation de la borne inférieure. Par ailleurs, il faut indiquer que l'optimalité des solutions n'est assurée que si

l'heuristique ne surestime pas la borne inférieure. Dans [79], les auteurs démontrent que cette approche peut avoir une complexité de $O(n)$.

Les autres méthodes représentent des déclinaisons de l'algorithme A^* dans lesquelles les auteurs introduisent des repères pour chaque nœud en plus des techniques de triangularisation [80].

Dans [81] les auteurs proposent une approche basée sur la création de clusters. A chaque cluster est associé un centre de cluster (nœud). Par la suite, des connections entre centres de cluster sont préalablement calculées afin d'accélérer les phases de recherche.

Dans les travaux de [82], [83], [84], [85], [86], les auteurs présentent une approche intéressante, appelée *Geometric Containers*, basée sur la création d'objets géométriques. Cette méthode consiste à construire pour chaque arc e du graphe une liste de nœuds. Chaque nœud de cette liste peut être atteint par un chemin optimal démarrant de l'arc e . Puis, à chaque itération de l'algorithme de Dijkstra, seuls les nœuds appartenant à cette liste sont testés. Ceci réduit donc le nombre total d'opérations. Le seul inconvénient de cette approche est que la phase d'initialisation des listes est lente. Néanmoins, les auteurs insistent sur les très bonnes performances obtenues lors de l'exécution des requêtes de plus court chemin. Ce type d'approche est intéressant lorsque le coût des arcs est fixe. Ce qui permet de diminuer les nombres de réinitialisations de la phase préliminaire.

Dans d'autres travaux, comme ceux de [87], [88], [89], [90], [91], [92] le concept des *Edge Flags* est proposé. Ce concept consiste à décomposer le graphe en n ensembles de sommets où chaque ensemble représente une zone du graphe. Chaque nœud est assigné à une seule zone. Un label est associé à chaque arc appartenant au minimum à un plus court chemin d'un nœud de la zone. Ces labels permettent d'accélérer les performances de l'algorithme de Dijkstra. Lauther [90] obtient un facteur d'accélération de 64 en appliquant une simple décomposition rectangulaire sur un graphe routier d'une taille de 326.159 nœuds, 513.567 arcs et 139 régions. Kohler et al. [89] améliorent le facteur d'accélération à 677 en appliquant les techniques de décomposition de graphes développées par Karypis et Kumar (cf. [93]). Les algorithmes sont disponibles dans la plateforme METIS [94]. Cette plateforme regroupe des techniques de partition qui permettent d'obtenir k partitions de tailles quasi similaires avec un petit ensemble d'arcs séparateurs (i.e. arcs qui relient les partitions).

3. Approches hiérarchiques

La dernière famille s'intéresse aux approches hiérarchiques. Ces approches définissent des niveaux hiérarchiques dans les éléments du graphe (arcs et nœuds), comme par exemple, un graphe routier où les arcs sont classés selon leurs potentiels d'optimalités. Un poids plus important est accordé aux axes majeurs (boulevards périphériques, roades,...). Il suffit alors de rechercher l'accès à l'axe majeur le plus proche à l'aide de recherches bidirectionnelles pour connecter l'origine et la destination à cet axe (cf. [95], [96]). L'une des importantes contributions dans ce domaine, reste la méthode de hiérarchies de contraction [97]. Celle-ci consiste à ordonner les nœuds du graphe $G(V, E)$ par ordre d'importance. On note $<$ la relation d'ordre associée et on note $u < v$ quand le nœud v est plus important que le nœud u . Si cette relation d'ordre existe, la procédure de contraction (suppression) de nœuds consiste à remplacer un chemin de la forme $[v, u, w]$ par un arc de raccordement de type $[v, w]$. Un arc de raccordement est créé si et seulement si $[v, u, w]$ est le seul plus court chemin entre v et w .

La difficulté, dans ce type d'approche, réside dans la définition d'une relation d'ordre des nœuds optimale. Dans les travaux de Geisberger et al. [97], les auteurs recommandent l'utilisation d'une heuristique de recherche locale basée sur la différence entre le nombre de raccourcis créés lorsqu'un nœud u est contracté, et le nombre d'arcs incidents au nœud u . Cette méthode est un cas particulier des méthodes dites *Highway-Node Routing*. Nous renvoyons le lecteur intéressé aux travaux de Schultes et Sanders [73], [98].

D'autres méthodes, nommées *Transit-Node Routing* [99], [73], [100], [101] définissent des tables de distances vers des nœuds de transit. Elles supposent que chaque plus court chemin passe systématiquement par ces nœuds de transit. Aussi, les tables de distance sont pré calculées pour chaque nœud du graphe vers les nœuds les plus importants (nœuds de transit). Dans [99], les auteurs supposent que seulement 10 nœuds sont nécessaires en moyenne. Cela revient donc à consulter les tables de distance de l'origine et la destination afin d'obtenir le plus court chemin.

De récentes publications proposent des solutions regroupant plusieurs approches, comme l'approche REAL [102]. Cette dernière combine deux approches : *Highway Hierarchies* et A^* . Il y a aussi l'approche SHARC [103] qui intègre les techniques *Edge Flags* et *Highway Hierarchies* et l'approche CHASE [104] qui fusionne la *Contraction Hierarchies* et *Edge Flags*. Néanmoins, la fusion des approches *Transit Node Routing* et *Edge Flags* donne de meilleurs résultats pour les requêtes dans les graphes routiers d'Europe et des USA [104].

Pour l'algorithme de Bellman-Ford, Yen propose deux méthodes d'accélération. La première [105] consiste à réduire le nombre de relaxations réalisées à chaque itération de l'algorithme de Bellman. Il suggère de ne restreindre la relaxation qu'aux arcs dont la valeur du nœud initial a changé. Cette approche est très efficace dans le cadre de graphes denses car le nombre d'arcs à relaxer diminue proportionnellement avec le nombre de nœuds dont la distance ne change pas.

Dans la deuxième approche [106], il faut d'abord définir une relation d'ordre pour tous les sommets du graphe et ensuite diviser l'ensemble des arcs en deux sous-ensembles. Le premier ensemble regroupe tous les arcs (v_i, v_j) avec $i < j$ (selon la relation choisie), et le second sous ensemble est constitué du reste des arcs. L'originalité de cette approche réside dans le parcours des nœuds visités. Pour ce faire, il suffit simplement de suivre l'ordre défini et de relaxer uniquement les arcs appartenant au premier ensemble. Par la suite, il suffit de parcourir les nœuds dans le sens inverse de l'ordre et de ne relaxer que les arcs du deuxième sous ensemble. Cette technique fait passer le nombre d'itérations de la boucle principale de l'algorithme de Bellman de $n-1$ à $n/2$.

Bannister [107] a contribué à l'amélioration de la deuxième technique de Yen en remplaçant la relation d'ordre des sommets par une permutation aléatoire. Cette modification diminue la probabilité de se retrouver dans le pire cas (en termes de complexité algorithmique). L'auteur montre que le nombre d'itérations nécessaires dans la boucle principale de l'algorithme de Bellman est réduit à $n/3$.

C. ALGORITHMES DE PLUS COURT CHEMIN AVEC RECHARGE EN ROUTE

Plusieurs chercheurs se sont penchés sur le problème de calcul de plus court chemin contraint au passage via un point spatial, notamment en ce qui concerne les problèmes liés au calcul d'itinéraire pour véhicules thermiques avec des phases de réapprovisionnement en carburant. Deux questions sont associées à cette problématique de recherche, à savoir :

- le choix de l'itinéraire optimal transitant par les stations-service,
- le choix de la politique de réapprovisionnement, dite *Optimal Refueling Policy* (ORP), *i.e.* quelle quantité recharger et quand).

Le premier sous problème consiste à déterminer le plus court chemin incluant le passage par les stations-service. Ce problème est une extension du plus court chemin classique où les stations-service sont modélisées sous forme de nœuds. Une capacité est introduite pour représenter l'autonomie du véhicule étudié. L'objectif est de déterminer le plus court chemin en respectant l'autonomie du véhicule. Ceci peut impliquer le passage par des stations-service pour le réapprovisionnement en carburant. La principale difficulté est de déterminer le chemin optimal tout en satisfaisant la contrainte de l'autonomie par le réapprovisionnement. Cette dernière est modélisée par deux bornes : la borne supérieure fixant la quantité maximale de carburant à recharger dans les points d'approvisionnement et la borne inférieure définissant le niveau minimal du réservoir du véhicule.

L'objectif de l'ORP est de déterminer la stratégie de réapprovisionnement lorsque le plus court chemin est déterminé et que les stations-services sont sélectionnées. Les solutions proposées par l'ORP consistent à spécifier pour tous les nœuds (qui correspondent aux stations-service) si l'approvisionnement doit être réalisé, et à évaluer la quantité de carburant pour minimiser le coût total du déplacement.

Les travaux de Lin et al. [108] reposent sur l'analogie entre le problème *Inventory Capacitated Lot-Sizing Problem* (ICLSP) et le problème ORP. Ils démontrent que l'ORP est un cas particulier de l'ICLSP dans lequel les paramètres de base du l'ICLSP sont fixés, en particulier :

- la capacité des inventaires est stationnaire,
- les coûts de configuration sont nuls,
- les coûts de stockage des stocks sont fixes.

Le problème ICLSP peut être résolu à l'aide de la programmation dynamique avec une complexité en $O(n^3)$. Pour accélérer la résolution, ils proposent un algorithme avec une approche gloutonne appliquée à un chemin fixé *a priori*. L'algorithme proposé a une complexité linéaire.

Khuller et al. [109] présentent un algorithme capable de déterminer toutes les possibilités de réapprovisionnement des nœuds d'un réseau de transport. Ils supposent que toutes les distances minimales entre les nœuds du réseau sont connues. La complexité de cet algorithme est en $O(n^4)$. Lorsque le nombre d'arrêts est fixé, la complexité est de l'ordre de $O(n^3 k \min(k, \log n))$ où n représente le nombre de nœuds du graphe et k le nombre d'arrêts. Néanmoins, si l'approche n'est utilisée que pour un seul couple d'origine destination, les complexités respectives sont réduites à $O(n^3)$ et $O(n^2 k \log n)$.

Les deux précédentes approches doivent être informées sur l'état initial du réservoir du véhicule. Entre autres, elles supposent que les véhicules atteignent leurs destinations avec au moins une quantité l de carburant (où l désigne la borne inférieure tolérée).

Dans les travaux de Lin [110], la méthode proposée dans [108] est améliorée en l'étendant au problème du plus court chemin.

Suzuki [111] souligne que les algorithmes cités plus haut n'incluent pas la déviation dans le calcul du plus court chemin. En effet, comme les stations-services sont bien déployées dans les réseaux de transport, la plupart des solutions proposées consistent à calculer d'abord le plus court chemin. Puis, à partir de cette solution, ils prennent en considération les stations-service présentes dans la solution trouvée. Dans le cas contraire, ils intègrent les stations se trouvant à une certaine distance minimale du plus court chemin trouvé.

En se basant sur cette même approche, Suzuki [111] propose un modèle linéaire en nombres entiers. Ce dernier consiste à minimiser les coûts de réapprovisionnement du déplacement, de la déviation du plus court chemin, ainsi que le coût spécifique à la dépréciation des véhicules étudiés (estimation de la perte de valeur lors de l'utilisation du véhicule). La méthodologie proposée est à l'origine de l'élaboration d'un logiciel de gestion de flotte des camions de transport de marchandise.

1. Algorithmes de plus court chemin énergétique pour véhicules électriques

Si on s'intéresse au plus court chemin énergétique (i.e. le chemin le plus sobre en termes de consommation d'énergie) de nouvelles contraintes viennent se greffer au problème du PCC classique pour les raisons suivantes :

- la limitation de la batterie qui occupe une place assez importante,
- la capacité de récupération d'énergie lors des phases de freinage de cette dernière.

En ce qui concerne la limitation de batterie, une nouvelle variable, l'état de charge, ou *state of charge*, est introduite, notée SOC. Pour reproduire le comportement de la batterie lors des phases de récupération, la variable est régulièrement remise à jour. La capacité maximale de la batterie est quant à elle notée B_r . La capacité de récupération lors des phases de freinage peut être modélisée comme un arc de coût négatif. Cette spécificité écarte d'office les algorithmes de type Dijkstra. Ainsi, le problème du PCC pour les véhicules électriques peut s'exprimer comme un PCC avec contraintes de capacité de batterie et d'arcs négatifs (via la récupération d'énergie). Les coûts des arcs représentent la consommation énergétique lors du passage du véhicule sur la section de route étudiée. Ce problème est NP-complet car le problème du plus court chemin avec contraintes supplémentaires est NP-complet. Ce modèle peut être représenté comme un programme linéaire, exprimé comme suit :

$$\min_{(x)} \sum_{(u,v)} c_{u,v} x_{u,v} \quad (4.8)$$

$$\sum_{(u,v)} c_{u,v} x_{u,v} \leq SOC, \forall (u,v) \in E \quad (4.9)$$

$$\sum_u x_{u,v} - \sum_u x_{v,u} = \begin{cases} 1 & \text{si } v = d \\ -1 & \text{si } v = s \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.10)$$

$$\sum_u x_{u,v} \leq 1, \forall (u,v) \in E \quad (4.11)$$

$$x_{u,v} \in \{0,1\}, \forall (u,v) \in E, SOC \in [0\%,100\%] \quad (4.12)$$

La fonction objectif dans (4.8) est une fonction qui représente la consommation d'électricité où :

$x_{u,v}$: variable indiquant si l'arc (u,v) est sélectionné,
 $c_{u,v}$: coût énergétique de l'arc associé.

L'équation (4.9) traduit la contrainte de la limitation de batterie où SOC correspond à l'état de charge initial.

Les équations (4.10) et (4.11) désignent les contraintes de connectivité garantissant que les arcs du chemin sélectionné soient connectés. Ce modèle peut résoudre notre problème d'itinéraire optimal pour les véhicules électriques, mais il reste limité lorsqu'il s'agit de traiter des arcs négatifs.

A titre d'exemple, considérons le PCC de la Figure 29.b (chemin en rouge) et un état de charge SOC avec valeur initiale fixée à 3% de l'état de charge. Ce chemin vérifie toutes les contraintes du modèle définies plus haut. Néanmoins, il est évident que la solution optimale ne peut pas être parcourue avec la valeur initiale du SOC (valeur de la première arête (1,2) dépassant l'état initial de la batterie). Aussi, pour cette classe de contrainte, une approche dynamique doit être envisagée. Cette incohérence est essentiellement due aux arêtes négatives et à l'exigence de la mise à jour du paramètre SOC .

Parmi les solutions proposées dans la littérature pour résoudre les problèmes liés aux véhicules électriques, deux approches adéquates, adaptant les algorithmes existants, méritent d'être soulignées. Les plus importantes recherches proposant ce type d'approches sont présentées ci-dessous :

La première est une amélioration de l'algorithme Bellman-Ford proposée par Artmeier et al. [112]. Cette amélioration consiste à prendre en compte l'état de la batterie à chaque itération. Les chemins qui ne respectent pas cette contrainte sont exclus de la liste des nœuds candidats. Cet algorithme modifié a une complexité de $O(nm)$. Cette complexité est améliorée dans [113]. Où, ils appliquent une approche de résolution A^* [78] pour améliorer le temps d'exécution de leur algorithme. De cette façon, ils obtiennent une complexité de $O(n^2)$.

La deuxième est une autre modification du problème initial, elle est proposée par Eisner et al. [114]. Les auteurs proposent d'inverser le signe des arcs négatifs du réseau grâce à une fonction d'inversion basée sur le concept de Johnson [115]. Le réseau résultant peut être résolu à l'aide de l'algorithme Dijkstra. L'idée consiste à déterminer une fonction

de potentiel $\varphi: V \rightarrow \mathbb{R}$, et à remplacer les coûts C_i par $C_i' = C_i - \varphi(v) + \varphi(u)$. La fonction de potentiel φ considérée n'est autre qu'un potentiel dépendant de la différence d'élévation entre les deux sommets composant chaque arc du graphe. De plus, une stratégie d'accélération est appliquée. Celle-ci utilise l'approche de hiérarchies de contraction [97]. Cette technique consiste à contracter (compresser) les sommets du graphe selon un ordre précis. Cette compression va générer des raccourcis entre les sommets restants. Si deux sommets partagent un voisin commun, un raccourci est généré. Cela permet donc de diminuer la taille de graphe initial. Par la suite, une recherche bidirectionnelle (double algorithme Dijkstra) est appliquée. Les auteurs de cette modification soulignent que leur approche a une complexité de l'ordre de $O(n^2)$.

Notons que dans les recherches précédentes (cf. [112], [113] et [114]), la fonction coût est représentée par une fonction statique évaluant la consommation d'énergie. Cependant, il faut souligner que le calcul de la consommation d'énergie représente un défi dans le contexte d'optimisation de ressources (limite de l'autonomie de la batterie). Celle-ci est souvent mesurée à partir de profils de vitesses instantanées. Cette information est rarement disponible, et est fortement corrélée avec l'état du trafic, état évalué avec des temps de parcours ou des vitesses moyennes.

Algorithme 3: Plus court chemin énergétique: (Artmeir et al [98])

Inputs (Graphe énergétique $EG(V, E, C)$, nœud d'origine s , nœud de destination d et l'état de charge initiale de la batterie du véhicule électrique SOC_0).

```

| Pour chaque nœud  $v$  de  $V$  Faire
| |  $d(v) \leftarrow \infty$ ;
| |  $p(v) \leftarrow 0$ ;
| Fin de pour
|  $d(s) \leftarrow SOC_0$ ;
|  $Q \leftarrow \{s\}$ ;
| Tant que  $Q \neq \emptyset$  Faire
| | Choisir  $u$  de  $Q$  avec la stratégie  $S$ ;
| |  $Q \leftarrow Q \setminus \{u\}$ ;
| | Pour chaque successeur  $v$  de  $u$  do
| | |  $d' \leftarrow d(u) + c(u, v)$ ;
| | |  $d' \leftarrow \max(d', 0)$ ;
| | | si  $d' < d(v)$  et  $d' \leq 100\%$  alors
| | | |  $d(v) \leftarrow d'$ ;
| | | |  $p(v) \leftarrow u$ ;
| | | |  $Q \leftarrow Q \cup \{v\}$ ;
| | | Fin
| | Fin de pour
| Fin de tant que
Fin

```

Figure 32 : Pseudo code de l'algorithme de plus court chemin énergétique

III. PLUS COURT CHEMIN ENERGETIQUE AVEC RECHARGE EN ROUTE

Dans le contexte actuel de l'autonomie relative des véhicules électriques, un vif intérêt est porté aux problèmes liés au plus court chemin avec déviation, comme le *Refueling Problem* défini au paragraphe 4.C. Cependant, il est indispensable d'adapter les solutions actuelles, car, contrairement aux véhicules thermiques, l'électromobilité est soumise à d'autres contraintes.

La synthèse bibliographique sur le sujet a permis d'identifier quelques éléments importants qui doivent être pris en compte lors du développement d'un outil de calcul d'itinéraires dédié aux véhicules électriques. L'algorithme doit minimiser la consommation énergétique, et doit prendre en considération la distribution et la disponibilité des stations de recharge.

Les éléments les plus importants à prendre en considération sont :

- la prise en compte et l'optimisation de la consommation énergétique,
- la prise en charge des phases de récupération durant les décélérations,
- l'intégration du temps de parcours et du temps de recharge,
- la détermination du nombre d'arrêts,
- l'estimation de la quantité d'énergie rechargée à chaque station de recharge,
- la prise en charge des consignes de sauvegarde des batteries électriques.

Dans ce qui va suivre, nous allons présenter un état de l'art relatif aux méthodes proposées sur le sujet.

Dans les travaux d'Adler [116], l'auteur définit un modèle linéaire pour résoudre le problème du plus court chemin énergétique avec phase de recharge (Modèle Rech e-SPP). Il reprend les contraintes et la fonction d'objectif du plus court chemin (contraintes 4.13 et 4.14). D'autres contraintes sont introduites pour imposer le passage par les stations de recharge lorsque l'autonomie ne permet pas de compléter le trajet. Cependant, certains éléments sont négligés, comme le temps de recharge, le temps de parcours, ou le fait que l'énergie soit considérée égale à la moyenne de consommation par rapport à la distance parcourue.

Le modèle e-SPP s'écrit :

$$\min_{(x)} \sum_{k=1}^{p+1} \sum_{(i,j) \in E} c_{i,j} x_{i,j,k} \quad (4.13)$$

$$\sum_{j:(j,i) \in E} x_{i,j,k} - \sum_{j:(i,j) \in E} x_{i,j,k} = 0, \forall i \in V \setminus (R \cup \{s,t\}), k = 1, \dots, p+1 \quad (4.14)$$

$$\sum_{j:(j,i) \in E} x_{i,j,k} + y_{i,k} - \sum_{j:(i,j) \in E} x_{i,j,k} - y_{i,k} = 0, \forall i \in R \cup \{t\}, k = 2, \dots, p \quad (4.15)$$

$$\sum_{j:(j,i) \in E} x_{i,j,1} - \sum_{j:(i,j) \in E} x_{i,j,1} - y_{i,1} = 0, \forall i \in R \cup \{t\} \quad (4.16)$$

$$\sum_{j:(j,i) \in E} x_{i,j(p+1)} + y_{i,1} - \sum_{j:(j,i) \in E} x_{i,j(p+1)} = 0, \forall i \in R \quad (4.17)$$

$$\sum_{j:(s,i) \in E} x_{s,j,k} - \sum_{j:(s,j) \in E} x_{s,j,k} = 0, \forall i \in R \cup \{t\} \quad (4.18)$$

$$\sum_{j:(s,i) \in E} x_{s,j,1} - \sum_{j:(s,j) \in E} x_{s,j,1} = 1 \quad (4.19)$$

$$\sum_{j:(j,t) \in E} x_{j,t(p+1)} + y_{t,p} - \sum_{j:(t,j) \in E} x_{t,j(p+1)} = 1 \quad (4.20)$$

$$\sum_{i \in R \cup \{t\}} y_{i,k} = 1, k = 1, \dots, p \quad (4.21)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j:(i,j) \in E} d_{i,j} x_{i,j,k} \leq c, k = 1, \dots, p+1 \quad (4.22)$$

$$\forall i \in V, \forall j \in V, (i,j) \in V, y_{i,k} \in \{0,1\}, \forall i \in R \cup \{t\}, k = 1, \dots, p \quad (4.23)$$

L'intégration du modèle linéaire reste donc limitée à des instances de réseaux de petite taille. Pour cette raison, les auteurs proposent une solution alternative qui consiste à déterminer un graphe intermédiaire. Ce graphe connecte les stations de recharge pouvant être atteintes avec une seule recharge de véhicule. Les sommets d'origine et de destination sont ensuite intégrés. D'un point de vue opérationnel, l'approche du graphe intermédiaire est plus intéressante, mais l'auteur se limite à des graphes de petite taille (instance de 200 nœuds) pour valider cette approche.

Dans d'autres travaux, notamment ceux de Sweda et al. [117], une adaptation du problème classique du *Refueling Problem* est généralisée aux véhicules électriques. La résolution est réalisée à l'aide d'un algorithme récursif. Notons aussi les travaux de Schneider et al. [118] où les auteurs adaptent le problème du VRP pour la gestion d'une flotte de véhicules électriques. Un modèle linéaire est développé, et une heuristique combinant une recherche locale et une recherche taboue est proposée pour résoudre le problème avec un temps de calcul acceptable.

Mirzaei et al. [119] s'intéressent aussi à la thématique du VRP pour véhicules électriques. Ils prouvent que le problème est NP-difficile et proposent une heuristique basée sur les travaux de Clark-Wright (CW) [120]. Storandt et al. [121] utilisent l'algorithme du plus court chemin énergétique proposé par Eisner et al. [114] pour définir les points atteignables par un véhicule électrique. L'idée de base est de relancer n fois le calcul du plus court chemin afin de déterminer les points accessibles à partir de l'origine. Enfin, dans [122] Arslan et al. présentent un modèle quadratique à variables mixtes qu'ils solutionnent à l'aide d'une méthode d'approximation couplée à une heuristique.

A. PLUS COURT CHEMIN ENERGETIQUE AVEC UNE SEULE RECHARGE

Nous contribuons d'abord à la résolution du plus court chemin énergétique avec une seule recharge pour finir le trajet (*One Recharge e-SPP*), cas le plus probable à l'échelle d'une grande agglomération. La résolution de ce problème nécessite :

- un graphe énergétique, où les arcs représentent la consommation pour parcourir une section de route,
- le même graphe routier avec des données sur les temps de parcours,
- la liste des stations de recharge, leur disponibilité et leur capacité de recharge,
- un algorithme de calcul de plus court chemin énergétique.

La résolution proposée se veut simple et opérationnelle. L'approche consiste à définir deux ensembles de chemins. Le premier ensemble RCS se compose des plus courts chemins entre le nœud initial s et toutes les stations de recharge du graphe. Cet ensemble se calcule à l'aide d'un l'algorithme de plus court chemin, prenant en considération l'autonomie et les coûts négatifs sur les arcs (par exemple : l'algorithme d'Artmeir et al. [112]). Chaque chemin calculé est supposé posséder un état de charge initial SOC_0 . Ainsi, la liste se résume aux chemins reliant l'origine aux stations de recharge que le SOC_0 permet d'atteindre.

Le deuxième ensemble, noté RD se compose des chemins reliant les stations de recharge vers le nœud de destination. Cependant, l'état de charge initial (SOC) est fixé à 100%, l'hypothèse étant que le véhicule recharge complètement sa batterie à la station de recharge. Une fois les deux listes créées, commence alors l'application d'une procédure de sélection des chemins candidats à l'optimalité. La première sélection consiste à définir les trajets réalisables avec une seule recharge. Pour ce faire, il suffit de croiser les deux ensembles et ne conserver que les couples de chemins qui partagent une station de recharge commune, c'est-à-dire, un chemin issu de RCS dont le nœud terminal se retrouve sous forme de nœud initial dans un chemin de RD. L'ensemble des trajets réalisables est appelé ensemble des chemins réalisables, ou *Set of Feasible Paths* (SFP).

La Figure 33 illustre la première procédure de sélection ainsi que les ensembles RCS, RD et SFP. Cette phase se termine par une procédure de tri des solutions réalisables. Le critère retenu est la consommation totale calculée en sommant les consommations des deux parties du chemin issues des ensembles RCS et RD. Dans le cas où seul le chemin le plus sobre en énergie est choisi, il suffit de sélectionner le chemin avec la consommation totale la plus faible.

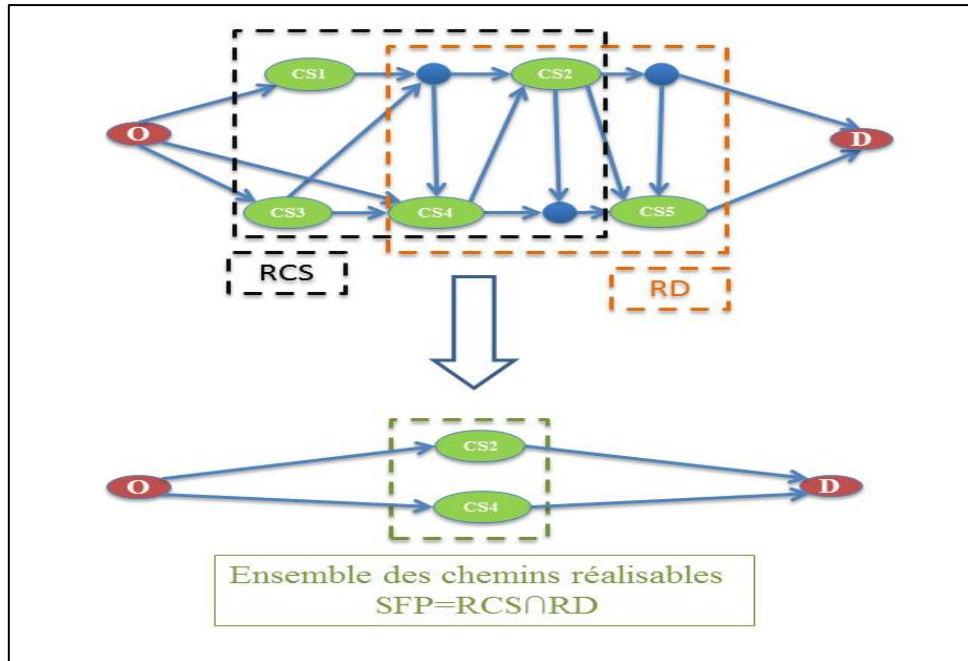


Figure 33 : Représentation de l'ensemble SFP

La deuxième phase de sélection complète la première en introduisant le temps de parcours total comme critère de sélection additionnel. Ce dernier est composé du temps de déplacement et du temps de recharge. Ce temps de recharge peut varier selon le type de station de recharge considérée.

A partir de la liste SFP, il faut définir le temps de recharge nécessaire pour arriver à destination. Les équations suivantes décrivent une procédure simplifiée de calcul du temps de parcours total :

$$TP_i = TR_i + TPI_i + TPF_i \quad (4.24)$$

$$TR_i = [CF_i - (SOC_0 - CI_i)] \times CCS \quad (4.25)$$

où,

TP_i : Temps de parcours total du trajet i

TR_i : Temps de recharge estimé du trajet i

TPI_i : Temps de parcours sur la première partie du trajet du trajet i

TPF_i : Temps parcours sur la deuxième partie du trajet i

CI_i : Consommation sur la première partie du trajet i

CF_i : Consommation sur la deuxième partie du trajet i

CCS : Temps nécessaire pour recharger un % de la batterie du véhicule électrique

Pour déterminer le temps de recharge minimal, il faut d'abord estimer l'énergie nécessaire pour arriver à destination. Cette dernière est obtenue en soustrayant l'énergie disponible à la station de recharge ($SOC_0 - CI_i$) de la deuxième phase du trajet CF_i . Le temps

de recharge est calculé en divisant l'énergie nécessaire par la capacité de la station de recharge CCS pour recharger 1% de la batterie du véhicule électrique.

Pour affiner la méthode de calcul du temps de recharge, on pourrait intégrer un protocole de recharge plus réaliste. Par exemple, les stations de recharge rapide ralentissent la phase de recharge pour sauvegarder l'espérance de vie de la batterie, lorsque l'état de charge de cette dernière se situe entre 80% et 100%. A titre d'illustration, considérons une recharge rapide de type 4 (50kW, 120 A). Si le temps de recharge d'une batterie de 0 % à 80% est entre 20 minu à 30 minutes pour la recharge totale, il est facile d'en déduire une fonction TR (R, SOC0) où R représente la quantité d'énergie à recharger. Cette fonction est :

$$\begin{aligned} \text{TR (R, SOC0)} &= (\text{R} - \text{SOC0}) / \text{CCS} \text{ avec } (\text{CCS} = 4\% \text{ par minute}) \text{ lorsque } \text{R} \leq 80\%, \\ \text{TR (R, SOC0)} &= (80\% - \text{SOC0}) / \text{CCS} + (\text{R} - 80\%) / \text{CCSP}, \end{aligned}$$

avec (CCSP = 1% par minute et CCS = 4% par minute) lorsque R > 80%.

Les trajets sont classés suivant le temps de parcours total. Ce tri va permettre d'identifier le plus court chemin en termes de temps de parcours. Cette approche permet de répondre de façon intuitive à la problématique du One Recharge e-SPP. La complexité algorithmique totale est estimée à $2 \times c \times O(n^3) + 2 \times p \times (\log(p)) \approx c \times O(n^3)$ avec n désignant le nombre de nœuds du graphe énergétique, p (p < n) le nombre de chemins de l'ensemble SFP et c le nombre de stations de recharge du réseau.

En effet, la procédure appelle (2×c) l'algorithme de plus court chemin énergétique d'Artmeir et al. (Algorithme possédant une complexité de $O(n^3)$) et (2×p) les algorithmes de tri basés sur ceux de Timsort ou Merge Sort [123] (algorithmes possédant une complexité de $(\log(p))$). Les résultats de cette approche sont analysés et commentés à la fin du chapitre.

B. GRAPHE DE CONNECTIVITE INTERMEDIAIRE POUR N RECHARGES

Le paragraphe précédent s'est focalisé sur la résolution du problème concernant une seule recharge. Dans ce qui suit, une approche généralisant la résolution pour des trajets nécessitant de recharger plus d'une fois est présentée. Elle comporte les trois principales étapes pour la résolution du plus court chemin énergétique. Cette méthodologie prolonge l'autonomie des véhicules en apportant des solutions intégrant toutes les stations de recharge du réseau. Les exigences pour résoudre ce type problème sont les mêmes que celles du *One Recharge e-SPP*.

1. Prétraitement

La première étape de la méthodologie proposée consiste à construire une structure de données permettant d'accélérer le processus de calcul des requêtes du plus court chemin énergétique avec déviation. Cette structure est appelée *Reachability Matrix* (RM). C'est une matrice créée à partir de la liste des stations de recharge du réseau, matrice carrée dont la taille dépend du nombre de stations de recharge. Chaque élément (i,j) de RM représente l'énergie nécessaire pour atteindre la station de recharge j à partir de la i^{me} station. Cependant, les valeurs de RM sont nulles si les déplacements entre i et j sont non réalisables avec une batterie pleine (SOC=100%). Les valeurs des éléments de la matrice sont calculées à l'aide d'algorithmes de plus court chemin énergétique, comme l'algorithme d'Artmeir

[112]. La Figure 34 montre une représentation sous forme de graphe d'une matrice RM de taille 3×3 (3 stations de recharge).

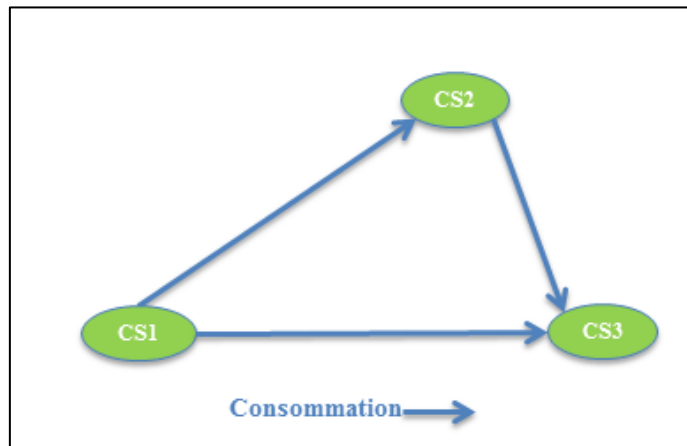


Figure 34 : Graphe de la matrice RM

Cette étape est considérée comme une phase d'initialisation car les emplacements des stations de recharge sont fixés *a priori*. Donc, la matrice RM n'est générée qu'une seule fois. Par la suite, lorsque les disponibilités des chargeurs sont définies, les nœuds dont les chargeurs sont indisponibles peuvent être supprimés. Cette étape est essentielle car elle permet un gain important en termes de temps de calcul.

2. Résolution

Une fois la phase d'initialisation achevée, il faut procéder à un appel de l'algorithme de plus court chemin énergétique. Cette requête permet de vérifier si un chemin simple existe entre l'origine et la destination. Lorsqu'un chemin simple (sans recharge) n'existe pas, la procédure de calcul d'itinéraire avec déviation est lancée. Cette procédure consiste à charger la matrice RM et à compléter la matrice en y intégrant les nœuds d'origine et destination. Le graphe représentant la nouvelle matrice RM est appelé Graphe de Connectivité, ou *Connectivity Graph* (CG). Ce graphe connecte l'origine et la destination aux stations de recharge du réseau G initial. Tous les ensembles de sommets RCS et RD définis pour le *One Recharge Problem* se retrouvent, incontestablement, dans la première ligne et colonne de la matrice RM augmentée.

La logique mathématique de cette représentation est que, pour traverser chaque couple de nœuds du graphe de connectivité, il faut au plus 100% d'état de charge de la batterie. Si le déplacement se fait entre les stations de recharge ou entre des stations vers la destination, cette condition est réalisable étant donné que dans chaque sommet du graphe, le véhicule peut recharger entièrement sa batterie. Lors du parcours de l'arc reliant l'origine à toutes les stations de recharge, les connexions existent si et seulement si l'état de charge initial le permet. Donc, si un chemin existe entre l'origine et la destination dans CG, il apparaît dans le graphe initial G.

Le graphe de connectivité n'est autre qu'une représentation des solutions réalisables du problème du plus court chemin énergétique avec recharge en route. Aussi, pour retrouver la solution optimale, il suffit d'appliquer un appel de l'algorithme de Dijkstra sur CG lorsque tous les arcs ont un coût positif. Sinon, il conviendrait de faire appel à l'algorithme de

Bellman. Une fois que la solution est déterminée sur le graphe CG, il est facile de la projeter sur le graphe G.

Il est simple de démontrer que les solutions optimales trouvées dans CG sont optimales dans le graphe G. L'utilisation de CG est conditionnée par un état de charge initial insuffisant. Ceci implique que la structure du chemin optimal (si elle existe) nécessite une ou plusieurs recharges. Donc, si P_0 est le chemin optimal, la forme de sa structure est :

$$P_0 = (s, \dots, CS_1, \dots, CS_n, \dots, d) \quad (4.26)$$

Soit P'_0 le chemin optimal entre l'origine et la destination dans le graphe CG. La construction de P'_0 est :

$$P'_0 = (s, CS_1, CS_2, \dots, CS_{n-1}, CS_n, d). \quad (4.27)$$

Comme le lien entre chaque couple de sommet de P'_0 est optimal en G, condition assurée lors de la construction de CG, alors il est facile d'en déduire que la solution optimale de CG est une solution optimale en G (structure de P'_0 identique à celle de P_0).

La construction de CG garantit que le plus court chemin P'_0 dans CG est structuré avec le chemin optimal entre l'origine et la première station de recharge. Le second segment de P'_0 est optimal par la suite (toutes les stations de recharge connectées en CG sont liées avec le chemin optimal). Et pour terminer, la partie finale de P'_0 connecte la dernière station de recharge avec la destination. La construction du graphe est faite de telle sorte que la solution optimale respecte la condition d'optimalité de Bellman. La partie intermédiaire du plus court chemin est optimale.

La Figure 35 montre deux exemples de graphe de connectivité. Le premier est un cas où une seule recharge est nécessaire pour arriver à destination (intersection des deux ensembles RCS et RD est non nulle, Figure 35.(a)). Le deuxième nécessite au minimum 2 recharges (cf. Figure 35.(b)).

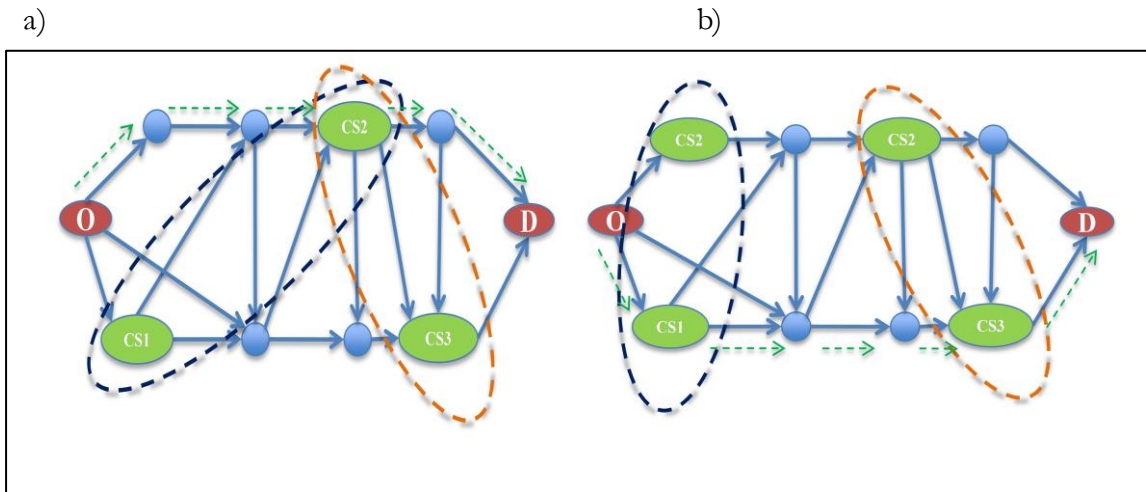


Figure 35 : Graphe de connectivité

(a) Une seule recharge, (b) Deux recharges

Soit $p = |V|$ le nombre de stations de recharge. La complexité algorithmique de cette méthodologie peut être calculée en divisant chaque étape du processus. Dans la phase d'initialisation, il y a p^2 appels de l'algorithme du plus court chemin énergétique. Si l'algorithme d'Artmeir peut être utilisé, alors la complexité de la première phase est égale à $p^2 o(mn)$ où $o(mn)$ représente la complexité de l'algorithme de plus court chemin énergétique. Une fois la création du graphe déterminée, un appel de l'algorithme de Dijkstra ou Bellman est exécuté avec une complexité maximale de $o(n'm')$ où n' représente le nombre de sommets de E' et m' le nombre d'arcs de E' . Donc, dans le pire des cas, la complexité de l'approche est de $p^2 o(mn)$ où p est le nombre de stations de recharge. Et si la phase d'initialisation est considérée déjà faite, alors la complexité diminue et peut être estimée à $p.o(mn)$. En effet, il suffit tout juste d'intégrer l'origine et la destination à la matrice RM en faisant p appels de l'algorithme d'Artmeir de l'origine vers les stations de recharge, puis des stations de recharge vers la destination.

La Figure 36 représente les sorties de la méthodologie proposée. Cet exemple est celui au réseau de la ville de Lyon. La requête de plus court chemin a pour origine un point situé dans la partie Sud-Est de la ville vers une destination située dans la direction opposée. Cette requête implique des zones de passage habituellement congestionnées, ainsi qu'un dénivelé positif significatif dans la deuxième partie du trajet.

Le chemin en rouge sur la Figure 36 représente le plus court chemin énergétique avec un état de charge initial de la batterie permettant de le réaliser sans arrêt ($SOC_0 = 100\%$). Par contre, le chemin en vert simule une batterie dont la capacité ne permet pas de réaliser le trajet jusqu'à sa destination ($SOC_0 = 13\%$). Par suite, nous avons forcé le modèle à diminuer la quantité rechargée à chaque station afin de pouvoir simuler un trajet avec plusieurs phases de recharge.

Plusieurs requêtes d'origine destination sont effectuées aléatoirement sur tout le graphe de la ville de Lyon, et la valeur moyenne des temps de calcul est inférieure à une seconde (0.34 seconde en moyenne).

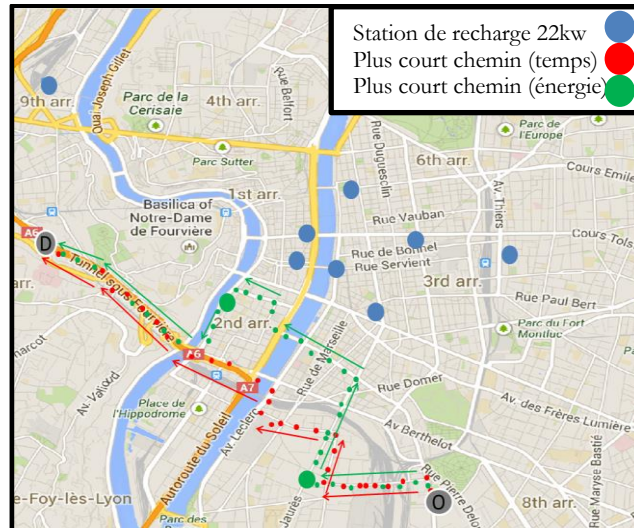


Figure 36 : Sortie de la méthodologie.

3. Vers une vision multi-objectifs

Les deux premières phases de notre méthodologie permettent de fournir la solution optimale qui minimise la consommation énergétique. Cependant, plusieurs facteurs déterminants peuvent être optimisés dans une vision multi-objectif, à savoir :

- le temps de parcours total (temps de parcours + temps de recharge),
- le nombre d'arrêts de recharge,
- la quantité de recharge à chaque station.

Pour prendre en compte cet aspect multi-objectif, une troisième phase peut être intégrée. Celle-ci définit la quantité d'énergie à recharger, et propose une deuxième couche d'optimisation. Pour ce faire, nous définissons d'abord une ou plusieurs solutions énergétiques optimales. Par la suite, une technique de classement ou de choix parmi les solutions trouvées dans la première phase d'optimisation est utilisée.

Deux cas peuvent être dissociés pour la génération des k solutions optimales selon que le graphe de connectivité possède ou non des valeurs négatives. Si tous les coûts des arcs sont positifs, il suffit d'appliquer l'algorithme de Yen [106], [124] pour déterminer la liste des k plus courts chemins (k-ESP). La difficulté intervient lorsqu'il existe des arcs à coût négatif. Pour pouvoir générer une liste de chemins optimaux, il faut apporter des modifications au graphe de connectivité. Cette modification permet d'appliquer l'algorithme de Yen en supprimant les arcs de valeurs négatives. Pour obtenir ce résultat, il suffit d'appliquer la méthode de Johnson [115] pour transformer le graphe de connectivité.

Le principe de la méthode de Johnson consiste à définir un graphe intermédiaire G' dont les valeurs des arcs sont toutes positives. Ce graphe est obtenu en ajoutant un sommet fictif r au graphe $G(V, E)$, graphe connecté à tous les sommets de E . Les arcs, connectant r aux sommets de G , ont un poids fixé à 0. Ensuite, à chaque sommet i de E est associé un potentiel $\varphi(i)$. Les valeurs des potentiels sont obtenues en appliquant l'algorithme de Bellman pour déterminer tous les plus courts chemins des nœuds de G vers le nœud fictif r . Les longueurs de ces chemins vers le nœud r représentent les valeurs des potentiels de chaque nœud dans G' . La dernière étape consiste à définir la structure finale de G' . Par

définition G' et G partagent les mêmes nœuds et arcs, la différence réside dans les poids de ces derniers. La valeur des arcs de G' est obtenue comme ce qui suit :

$$C' = C(i,j) + \varphi(j) - \varphi(i) \quad (4.28)$$

où,

$C(i,j)$: le poids de l'arc (i,j) avec $(i,j) \in E$.

Dans son article, Johnson prouve qu'un chemin optimal dans G' est toujours optimal dans G . Donc, avec cette transformation, l'algorithme de Yen peut s'appliquer. Ainsi, la liste des k plus courts chemins du graphe de connectivité est générée.

Une fois la liste déterminée, les solutions optimales sont classées selon les autres critères d'optimisation. Pour y arriver, deux modèles d'optimisation sont définis. Le premier minimise le temps total de trajet qui inclut le temps de recharge à chaque étape du trajet. Le deuxième minimise le nombre d'arrêts.

Ces deux modèles offrent un triple avantage par rapport au modèle proposé par Adler [116], à savoir :

- la génération des plus courts chemins énergétique par est réalisée à l'aide d'algorithmes de fixation/correction d'étiquettes (i.e. décomposition du modèle initial et réduction de la complexité),
- l'intégration d'un deuxième critère d'optimisation,
- le calcul des quantités d'énergie à recharger à chaque étape d'un trajet long et nécessitant plus d'une recharge.

Ces modèles sont appliqués à chaque nœud de la liste des k -plus courts chemins énergétiques. Il faut noter que pour le premier modèle dénommé ici *Time e-SPP*, le temps de parcours de chaque chemin doit être disponible pour évaluer le temps de parcours total. Par conséquent, pour chaque arc, l'information sur le temps de parcours est supposée disponible.

Ce modèle *Time e-SPP* s'exprime comme suit :

$$\min_{(x)} \sum_{\forall i \in I} (x_i / k_i) \quad (4.29)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i \geq D_n - SOC'_0, \forall n \in \{2, \dots, j\} \quad (4.30)$$

$$x_i \in R^+, x_i \leq C_{max}, i \in I, j = \text{card}(I), \quad (4.31)$$

où,

P'_0 : plus court chemin énergétique issu de la liste des k - plus courts chemins du graphe de connectivité

I : ensemble ordonné des nœuds successeurs de l'origine du chemin P'_0

- k_i : capacité de la station de recharge i avec $i \in I$
- D_i : énergie nécessaire pour atteindre le noeud i
- C_{max} : capacité maximale de la batterie du véhicule électrique (100%)
- SOC' : état de charge de la batterie au point d'origine
- x_i : quantité d'énergie rechargée au point i .

L'équation (4.29) représente la fonction de coût. L'objectif de cette fonction est de minimiser le temps de recharge du trajet sur chaque station de recharge i qui le compose. Cette contrainte se base sur les capacités des stations de recharge pour déterminer le temps nécessaire pour recharger la quantité d'énergie. La contrainte (4.30) assure qu'à chaque section du trajet, l'état de charge de la batterie permet d'atteindre la prochaine étape qui compose le plus court chemin. La contrainte (4.31) force le modèle à respecter la capacité maximale de la batterie du véhicule électrique. La dernière contrainte assure que les valeurs de la variable x_i sont toujours positives. Le modèle proposé est un programme linéaire à variables réelles. La résolution de ce type de programme est réalisée à l'aide de solveurs qui reprennent l'algorithme du Simplex [77]. Cet algorithme a une complexité polynomiale.

Dans le cas où k-ESP existe, l'approche multi-objectif permet à l'utilisateur de sélectionner une solution de compromis entre l'énergie et le temps de parcours. La Figure 37 met en évidence deux solutions. La première (en vert dans la Figure 37) est le plus court chemin énergétique. La deuxième (en rouge) représente le chemin le plus rapide en temps. Une application de cet algorithme est effectuée sur le graphe des neufs arrondissements de la ville de Lyon où 690 100 requêtes aléatoires ont été réalisées. Plusieurs paramètres varient d'une requête à l'autre, tels que l'état de charge initiale, les nœuds d'origine et destination... Le temps de résolution moyen est égal à 0,34 seconde.

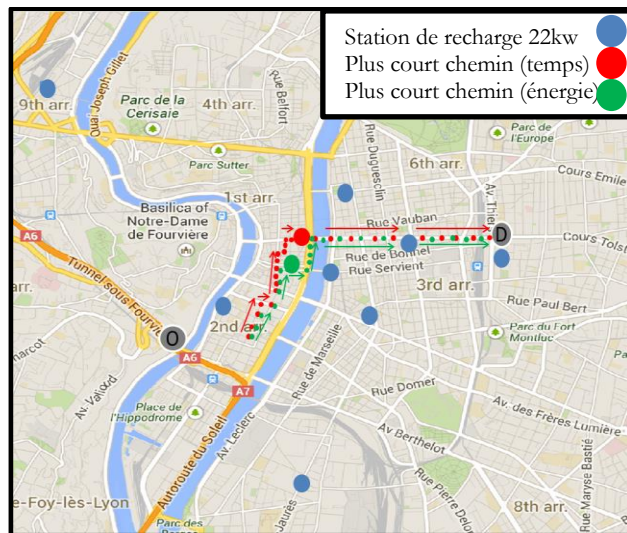


Figure 37 : Sortie du modèle « Time e-SPP »

Le deuxième modèle d'optimisation nommé *NB charge e-SPP*, dont le but est de minimiser le nombre d'arrêts le long du plus court chemin énergétique, est formulé ainsi :

$$\min_{(y)} \sum_{\forall i \in I} y_i \quad (4.32)$$

$$\sum_{i=1}^{n-1} x_{i+1} \geq (D_n - SOC'_0), \forall n \in \{2, \dots, j\} \quad (4.33)$$

$$y_i \geq \frac{I}{M} x_{i+1} \quad (4.34)$$

$$x_i \leq C_{max}, \forall i \quad (4.35)$$

$$x_i \geq 0, y_i \geq 0, \forall i \quad (4.36)$$

$$x_i \in \mathbf{R}^+, y_i \in \{0, 1\}, i \in I, j = \text{card}(I), \quad (4.37)$$

où, les variables de décision sont :

x_i : quantité d'énergie rechargée au point i .

y_i : la variable vaut 1 si le véhicule électrique recharge sa batterie à la station de recharge i sinon elle prend la valeur nulle.

La fonction de coût (4.32), minimise le nombre de recharges. La contrainte (4.33) joue le même rôle que la contrainte (4.30) définie dans le Time e-SPP. La contrainte (4.34) force le modèle à affecter systématiquement la valeur 1 à la variable y_i lorsqu'une quantité x_i est rechargée dans une station de recharge i . Les contraintes (4.35 et 4.36) définissent les bornes inférieures et supérieures des variables du modèle. La dernière équation (4.37) définit la nature des variables de décision.

Contrairement au *Time e-SPP*, ce modèle est un programme linéaire à variables mixtes. Cela exclut donc l'utilisation de l'algorithme du Simplex. Pour le résoudre, on utilise une méthode de type *Branche and Bound* ou *Branch and Cut*. Toutes ces méthodes sont disponibles dans les solveurs tels que CPLEX, GUROBI... L'un des apports de l'utilisation du graphe de connectivité est que la taille des chemins est grandement réduite. Aussi, même avec un modèle à variables mixtes, les temps de calcul restent très faibles (moins d'une seconde).

La performance de ces deux modèles peut être améliorée en y ajoutant des contraintes capables de préserver la batterie du véhicule. Les constructeurs de batteries préconisent de faire varier leur état de charge entre un seuil S_{min} et un seuil S_{max} (exemple : entre 20% et 80%). Pour satisfaire cette contrainte, il suffit d'ajouter une contrainte ayant la forme suivante :

$$S_{min} \leq x_i \leq S_{max}, \forall i \in I \quad (4.38)$$

IV. CONSTRUCTION DU GRAPHE ENERGETIQUE

L'un des éléments critiques dans la conception du calculateur d'itinéraire e-SPP est la structure de données utilisée lors de l'utilisation des algorithmes de plus court chemin. Nous avons mentionné précédemment que le passage à l'électromobilité impose de déterminer des graphes intégrant la consommation énergétique. Deux approches peuvent être utilisées pour la construction de ces graphes : (i) déterminer une consommation énergétique moyenne sur chaque arc parcouru du réseau routier modélisé ; (ii) utiliser un modèle de consommation modélisant le comportement du véhicule sur chaque arc du graphe.

La première approche, qui est la plus utilisée dans littérature (cf. [112], [116]), est assez simple à implémenter. Elle consiste à déterminer une consommation moyenne par kilomètre parcouru, puis à exprimer la consommation sur les arcs en fonction de leurs longueurs. Néanmoins, les résultats obtenus par cette approche grossière induit des erreurs importantes car la consommation moyenne dans la mesure où elle néglige plusieurs facteurs clés comme la topologie de la route, la température, l'état du trafic...

La deuxième approche plus fine, nécessite la création de classes de sections de route en fonction du type (urbain ou périurbain), puis d'utiliser des modèles d'estimation de consommation sur chaque section en prenant en compte sa nature (topologie, vitesse max,...).

A. GRAPHE ROUTIER ET DONNEES ALTIMETRIQUES

La première étape consiste à construire le graphe routier qui sera utilisé comme base pour notre graphe énergétique. Plusieurs sources de données exploitables sont disponibles dans le commerce et en libre-service (Open Data). Parmi les données les plus utilisées, il y a les données open source d'Open Street Map et les données payantes de types Navteq et Tele Atlas... Notre choix s'est porté sur les cartes OSM pour trois raisons qui sont discutées ci-dessous.

La première est la compatibilité du format des données OSM pour la représentation d'un graphe de type $G(|V|, |E|)$, où $|V|$ représente l'ensemble des intersections et $|E|$ l'ensemble des sections de routes. Néanmoins, certains traitements sont nécessaires. D'abord, les deux ensembles $|V|$ et $|E|$ sont créés à partir des relations *Ways* et *Nodes* issues du formalisme OSM. La première est une structure qui regroupe toutes les informations relatives aux sections de route et la deuxième se focalise sur certains points du réseau comme les intersections, les sorties de route... Puis, les vitesses moyennes c sont affectées à chaque arc de $|E|$. Lorsque les informations trafic ne sont pas disponibles on peut récupérer les vitesses maximales à partir des structures *Ways*.

La deuxième raison qui justifie le choix des données OSM est liée au niveau de détail de ses structures *Ways* et *Nodes*. D'ailleurs, les relations *Ways* permettent, entre autres, d'obtenir des données intermédiaires entre chaque nœud d'un arc du graphe. Autrement dit, au lieu d'avoir deux nœuds pour chaque arc, nous obtenons une séquence de nœuds. Les informations des nœuds intermédiaires sont associées aux données des vitesses afin d'obtenir des profils similaires aux cycles élémentaires définis dans le chapitre 2.

La dernière raison concerne les données altimétriques. En effet, pour créer un profil de vitesse pour un arc donné, il est indispensable d'introduire l'information altimétrique de chaque nœud. La disponibilité des nœuds intermédiaires permet d'obtenir plus d'informations sur la topologie des sections.

Pour cela, il suffit de lister les nœuds d'entrée et de sortie en plus des nœuds intermédiaires. Par la suite, il faut associer à chaque nœud de cette liste les données d'altitude. Les relations (*Nodes*) fournissent les coordonnées géographiques de tous les nœuds (nœuds des arcs et nœuds intermédiaires). Ces coordonnées sont utilisées pour associer à tous les éléments l'altitude correspondante.

Pour ce qui concerne l'information altimétrique, les sources de données d'altitude compatible avec les données OSM sont multiples, comme par exemple :

- Les données de la mission *Shuttle Radar Topography Mission* (SRTM) se référant aux données vectorielles et matricielles disponibles au niveau de la NASA et de la NGA. Initialement, ces données possédaient une résolution de 30 mètres, mais les versions publiques disponibles sont altérées pour des raisons de sécurité.
- Les données IGN BD-alti sont issues du modèle numérique de terrain du territoire français. Ces données sont accessibles avec plusieurs niveaux de résolution (25 m, 75 m, 500 m et 1000 m).

Pour nos différentes expériences, nous avons choisi les cartes OSM. En effet, ces cartes présentent un niveau de précision suffisant pour l'application des modèles de consommation énergétique. Les étapes et les logiciels utilisés pour la transformation sont regroupés dans l'annexe (cf. Figure 81).

B. COUT DES ARCS DU GRAPHE ENERGETIQUE

La deuxième phase de la construction du graphe énergétique consiste à définir une valeur approchée de la consommation énergétique pour le déplacement du véhicule électrique le long des sections du graphe (arcs). Pour accomplir cette tâche, il faut définir des profils de vitesse pour chaque arc, les profils de vitesse retenus sont ceux identifiés dans le chapitre 2. Ces profils seront les entrées d'un modèle de consommation dynamique.

Pour ce faire, nous choisissons le modèle dynamique issu de la librairie VEHLIB pour calculer cette consommation. Le modèle utilisé est un modèle indirect simulant le véhicule électrique Peugeot I-ON (Citroën C-zéro). Le choix de l'approche indirecte est justifié par la nature de ces modèles. En effet, ces modèles permettent d'apprécier la consommation directement à partir des profils de vitesse.

Par ailleurs, il faut noter que les modèles directs sont plus appropriés pour les études de contrôle des véhicules car ils permettent de déterminer le comportement du véhicule sous forme de profil de vitesse réalisée par rapport à un profil de vitesse souhaitée (vitesse consigne). Cette approche peut être utilisée, mais les temps de calcul seront fortement rallongés.

Les temps intermédiaires (t_p) des profils de vitesses élémentaires définis dans le chapitre 2 sont ajustés en fonction de deux critères. Le premier critère, la vitesse S_{\max} ⁶ ne

⁶ La vitesse maximale à atteindre pour respecter la vitesse moyenne de la section parcourue

dépasse jamais la vitesse maximale autorisée sur le tronçon de route. Pour le second critère, il s'agit de lisser l'accélération et la vitesse maximale de sorte que le profil de vitesse calculée puisse être réaliste pour le modèle de consommation du véhicule électrique. Le cycle d'entrée doit être adapté aux caractéristiques du véhicule électrique étudié (vitesse maximale, accélération,...). Pour cette étude, deux graphes sont construits pour tester les performances des algorithmes proposés par rapport au changement d'échelle.

Le premier reprend la zone urbaine de la ville de Lyon où les neuf arrondissements sont inclus (cf. Figure 38, zone en rouge). Le second est un graphe du Grand Lyon avec une taille plus importante. Ce dernier regroupe toute la périphérie de la ville de Lyon (cf. Figure 38, zone orange).

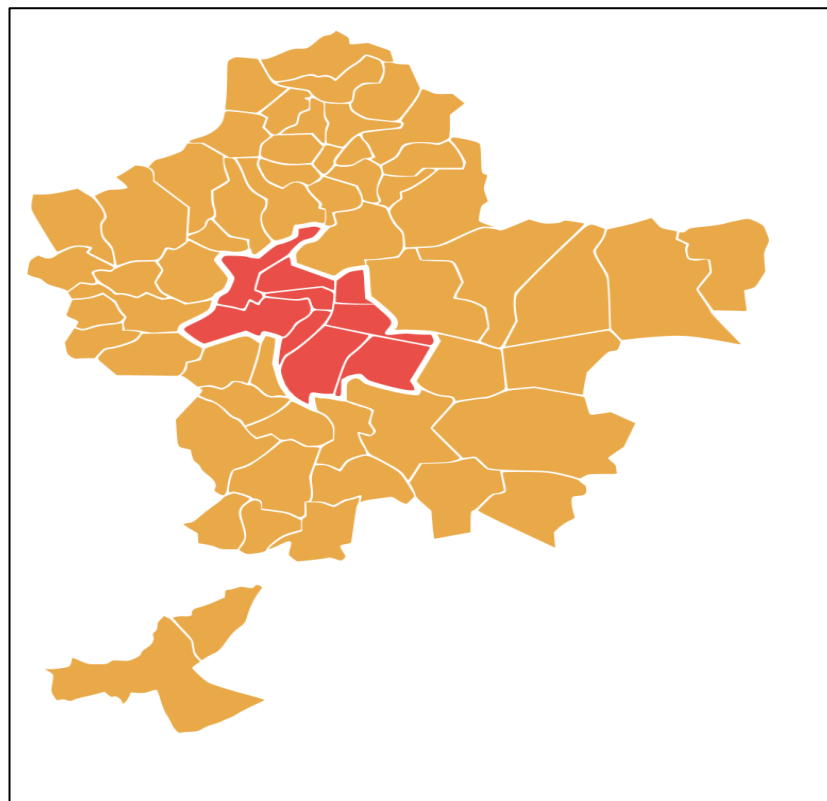


Figure 38 : Carte du Grand Lyon

Le Tableau 12 regroupe les informations concernant les deux structures de données qui modélisent les graphes routiers des 9 arrondissements de la ville de Lyon et du graphe du Grand Lyon.

Tableau 12 : Caractéristiques des graphes énergétiques

Graphe énergétique	Nombre de sommets	Nombre d'arc
Lyon - Aire urbaine (9 arrondissements)	6946	9492
Grand Lyon	44389	53032

C. TESTS NUMERIQUES POUR LA GENERATION D'UN GRAPHE ENERGETIQUE

Le Tableau 13 donne le temps de calcul nécessaire pour générer le graphe énergétique de l'aire urbaine du Grand Lyon. Il faut souligner que l'intégration des données d'altimétrie est la phase qui nécessite le plus de temps. Cela peut être justifié par le nombre important d'appels vers la base de données IGN. Ces requêtes peuvent être optimisées lors du passage d'un prototype à un outil industriel. Toutefois, comme les données altimétriques sont statiques et n'évoluent donc pas dans le temps, l'altitude n'est calculée qu'une seule fois. Le calcul des arcs du graphe énergétique reste assez rapide. En effet, en moyenne, il faut quatre minutes pour générer le graphe énergétique (création des arcs et correction des profils). Les temps de calcul sont obtenus à l'aide du modèle indirect qui est beaucoup plus rapide que le modèle direct. L'avantage apporté par cette vitesse de calcul est la possibilité de régénérer le graphe en fonction de la variation des temps de parcours ou lors de la modification des cycles de vitesses élémentaires. Les vitesses moyennes définies pour les profils de vitesse peuvent être pénalisées. Cela signifie, si les informations trafic sont disponibles et si le trafic est congestionné, que les vitesses sont alors minorées.

Il est également possible de proposer d'autres groupes de profils de vitesse reproduisant les comportements de conduite au niveau des sections, mais ceci nécessite un travail spécifique. En effet, ce genre d'études exige un travail d'analyse sur chaque section. A l'échelle d'un réseau avec une taille importante, cette analyse n'est pas réalisable.

Tableau 13 : Temps de calcul pour la génération du graphe énergétique

Graphe énergétique		Temps de calcul			
Chargement de données		10 minutes			
Intégration des données altimétriques (lecture des bases de données)		24 heures			
Type de cycle		Cycle 1	Cycle 2	Cycle 3	Cycle 4
Création des arcs énergétiques		96,1 s	81,7 s	97,3 s	88,8 s
Correction des profils de vitesse		108,8 s	150,6 s	201,2 s	140,2 s

V. ANALYSES DE SENSIBILITE

L'analyse de sensibilité réalisée inclut les tests numériques basiques sur les requêtes origine destination pour le calcul du plus court chemin énergétique (e-SPP) à l'aide des méthodologies proposées, ainsi que l'évolution des temps de calcul lorsque les paramètres d'entrée varient. L'apport de la phase préliminaire de calcul du graphe de connectivité peut être souligné à l'aide d'une simulation qui permet, d'une part, de définir le temps de calcul total du plus court chemin et d'autre part, de quantifier le gain de la phase d'initialisation. Nous avons utilisé deux mesures de performances : le temps de calcul pour l'initialisation et le temps de calcul du plus court chemin.

Dans le Tableau 14 on peut voir l'évolution des temps de calcul par rapport au nombre de nœuds de stations de recharge. Certes, le temps de calcul de la phase d'initialisation augmente proportionnellement par rapport au nombre de stations de recharge. Cependant, nous remarquons que le temps de calcul des requêtes de calcul du plus court chemin reste stable par rapport au nombre de stations.

Tableau 14 : Simulation sur la phase d'initialisation du graphe de connectivité

Nombre de station de recharge	5 stations de recharge (SR)	10 SR	20 SR	30 SR	40 SR	50 SR	60 SR	70 SR
Initialisation du graphe de connectivité	9 secondes (s)	30 s	2 minutes (m)	4m	6 m	10m	14m	19 m
Plus court chemin énergétique	3,4s	3,4	3,4	3,4s	3,4s	3,4s	3,4s	3,4s
Temps total	12.4 s	33.4 s	2 m 3,4s	4m et 3.4 s	6 m et 3,4 s	10 m 3.4s	14m 3,4	19m 3,4

Cette simulation montre également l'importance de la phase d'initialisation, cette dernière permet d'accélérer les requêtes de calcul du plus court chemin énergétique indépendamment du nombre de nœuds de stations de recharge explorées. L'avantage de cette phase est que même si le nombre de stations de recharge augmente dans le réseau (nouvelle implémentation, disponibilité accrue,...) il suffit juste de réinitialiser les graphes de connectivité pour garder un temps de requête moyen stable. Tous les tests réalisés dans cette section intègrent le calcul du plus court chemin énergétique, la résolution des modèles multicritères, ainsi que l'affichage des résultats sur les cartes Google MAPS par le biais d'une requête online. Notons que le temps d'affichage moyen est de deux secondes (requête Google MAPS® online).

Dans ce qui suit nous nous intéresserons à la partie des requêtes qui résout les modèles d'optimisation définis plus haut. A partir des solutions générées dans la simulation sur les tests de performances des algorithmes de plus court chemin. Nous analyserons la phase d'optimisation qui inclut les deux modèles linéaires (Time e-SPP et Nb-Charge e-SPP). Pour chaque solution générée précédemment nous appliquons les modèles d'optimisation pour déterminer les temps de calcul moyens. Deux simulations ont été réalisées, la première consiste à générer plusieurs solutions du problème du plus court chemin énergétique, puis à partir de ces solutions on génère les stratégies de recharge optimales. Dans la deuxième simulation nous avons poussé les modèles multicritères dans leurs retranchements en générant des solutions qui simulent des stratégies de recharge de taille très importante.

La première simulation consiste à déterminer plusieurs plus courts chemins énergétiques avec recharge en route. Tous les chemins énergétiques sont calculés sur le graphe d'une aire urbaine (*i.e.* Grand Lyon). Les solutions obtenues sont confrontées aux modèles proposés dans la *section 4.II.3*. L'état de charge initial, les stations de recharge et les nœuds d'origine et destination ont été sélectionnés de manière aléatoire. Dans toutes les solutions générées, une recharge, au plus, est obtenue pour tout le trajet. Ceci est logique du fait que l'autonomie actuelle des véhicules électriques ne conduira pratiquement jamais à effectuer plus d'une recharge, même au sein d'une grande métropole comme le Grand Lyon. Un premier jeu de données se compose de 1000 requêtes aléatoires où les nœuds d'origine et destination sont choisis sans condition. Le temps de calcul total est de 484 secondes. Le Tableau 15 résume les temps de calculs moyens générés pour chaque solution trouvée. Notons que la phase d'affichage des résultats a été désactivée et que le nombre de stations de recharge a été fixé à 10.

Tableau 15 : Résultats du premier jeu de donnée de la simulation 1.

Nombre de Requêtes	1 000
Temps de calcul (seconde)	484
Temps de calcul moyen (en secondes)	0,40

Afin de tester les performances de notre approche, nous avons forcé le modèle à générer plusieurs plus courts chemins pour chaque couple de nœuds, la procédure étant relancée plusieurs fois en faisant varier le paramètre k de l'algorithme de Yen de 1 à 9. Rappelons que ce paramètre détermine le nombre de plus courts chemins énergétiques sur le graphe de connectivité à générer pour une requête d'origine destination.

Un deuxième jeu de données a été généré pour cette expérience. Ce jeu de données se compose de requêtes qui génèrent les plus courts chemins entre les points les plus éloignés du graphe. Pour déterminer les points les plus éloignés, les entrées et sorties du graphe (nœuds excentrés) ont été extraits puis les distances euclidiennes entre chaque couple de sommet du graphe ont été calculées. Ensuite, à partir de chaque élément de la liste des entrées du graphe, le nœud le plus éloigné est déterminé, puis les plus courts chemins avec un état de charge initiale faible pour forcer l'arrêt aux stations de recharge. La liste des nœuds les plus éloignés se compose de 5788 nœuds. Ce qui donne 5788 requêtes à chaque variation du paramètre k (5788×k requêtes). La Figure 39 montre l'évolution des temps de calcul moyens par rapport à la variation du paramètre k.

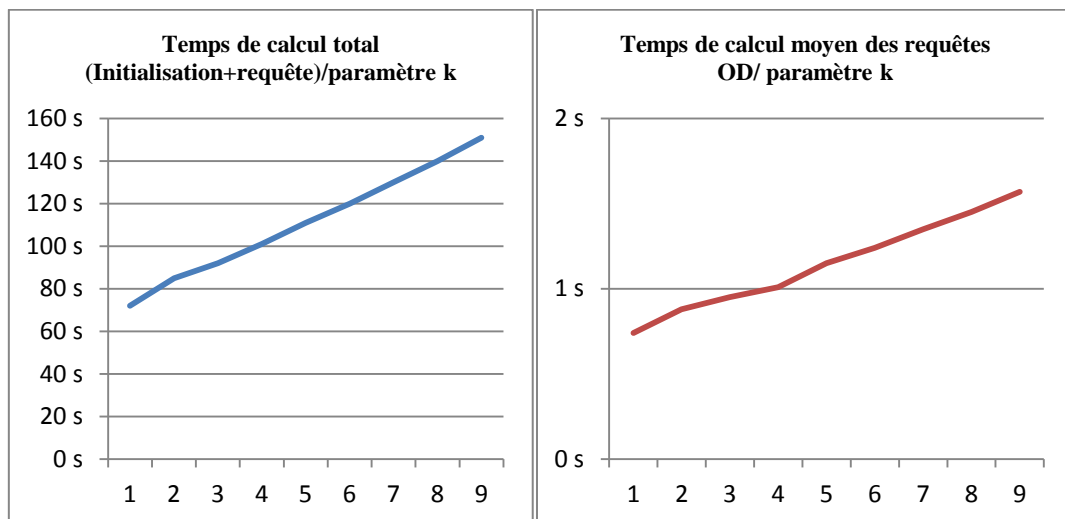


Figure 39 : Evolution des temps de calcul moyen par rapport à la variation du paramètre k

Le Tableau 16 résume les informations de cette simulation. Notons que la phase d'affichage des résultats du plus court chemin sur les cartes Google MAPS a été désactivée pour évaluer la performance des algorithmes sans faire appel au module d'affichage. D'ailleurs on remarque que le temps de calcul moyen a nettement chuté par rapport aux résultats obtenus dans les premières expériences où le module d'affichage était activé (cf. Tableau 14).

Tableau 16 : Variation du nombre des k plus court chemin.

Paramètre k	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Nombre de Requêtes	5788	5788	5788	5788	5788	5788	5788	5788	5788
Temps de calcul total (en minutes)	72	85	92	101	111	120	130	140	151
Temps de calcul moyen (en seconde)	0,74	0,88	0,95	1,01	1,15	1,24	1,35	1,45	1,57

Une dernière simulation a été réalisée pour tester l'évolution des temps de calcul par rapport à la taille du problème. Les solutions utilisées pour cette phase ont été créées aléatoirement. On retrouve de nombreuses instances où les solutions proposées transitent par plusieurs stations de recharge pour compléter le trajet de la requête d'origine/destination.

Nous avons proposé des situations limites qui ont peu chances de se reproduire dans la réalité pour montrer que le choix de la programmation linéaire reste justifié même pour des instances de très grande taille. Nous avons simulé des instances où le nombre de recharges en route atteint les 1000 stations de recharge (arrêts). Pour les deux modèles les temps de calcul n'ont jamais dépassé les 10 secondes, même pour des instances de grande taille.

Notons que le nombre moyen de stations-service dans les villes françaises ne dépasse pas les 100 stations. Pour une ville comme Paris, ce chiffre est actuellement inférieur à 120. Si on fait l'analogie avec les stations de recharge et en additionnant le nombre de parkings publics, ce total ne dépasserait pas les 300 stations de recharge pour l'échelle d'une grande ville métropolitaine.

La Figure 40 résume les résultats de cette simulation, nous remarquons une certaine cohérence dans les résultats, les temps de calcul augmentent proportionnellement au nombre de stations de recharge. Pour un chemin qui simule 200 arrêts aux stations de recharge, le modèle de choix de stratégie de recharge trouve une solution optimale en moins de 4 secondes.

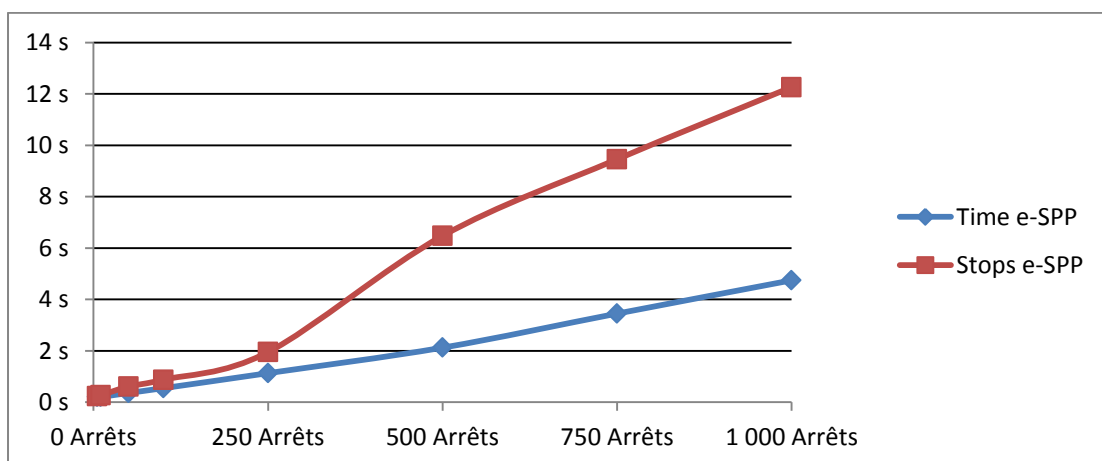


Figure 40 : Evolution du temps calcul(s) / nombre d'arrêts aux stations de recharge

VI. CONCLUSIONS

Dans ce chapitre, plusieurs pistes liées à l'optimisation des trajets pour véhicules électriques sont décrites et des solutions ont été proposées. Les principaux algorithmes de plus court chemin pour les véhicules conventionnels et leurs adaptations pour les véhicules électriques sont présentés et analysés. Par ailleurs, les méthodes d'accélération d'algorithmes sont présentées compte tenu de leur importance pour des applications opérationnelles. Par la suite, la plupart des méthodes utilisées pour les véhicules conventionnels et électriques sont décrites.

Nos contributions sont relatives à deux méthodologies pour la résolution du plus court chemin énergétique avec déviation vers les stations de recharge. La première résout le *One-Recharge Problem* et la seconde le généralise pour des trajets à plusieurs étapes, *n-Recharge e-SPP*. Ces deux méthodes abordent l'optimisation multi-objectif en introduisant d'autres critères comme le temps de parcours et le nombre d'arrêts pour la recharge. Cette approche multi-objectifs propose des solutions de compromis entre l'énergie consommée, le temps de parcours et le nombre de recharges. En plus des nouveaux critères introduits, les résultats de cette approche permettent de fournir une stratégie de recharges complètes qui intègre les lieux de recharge ainsi que les quantités d'énergie à recharger nécessaires pour terminer le trajet. Les détails liés à la construction du graphe énergétique ont été discutés, un exemple d'implémentation a été présenté avec les temps calculs associés à la génération du graphe à l'échelle de la ville de Lyon et de sa périphérie.

Une analyse de sensibilité des algorithmes et des modèles proposés a été présentée, dans laquelle nous avons mis en évidence les avantages de la phase d'initialisation du graphe de connectivité ainsi que la stabilité des résultats face à l'évolution des paramètres de structure des algorithmes, ainsi que la taille des instances étudiées.

Le chapitre suivant est consacré à la validation des méthodologies à l'aide d'une expérimentation réelle ayant mobilisé un véhicule électrique équipé.

CHAPITRE 5

VALIDATION EXPERIMENTALE

I. INTRODUCTION

Les chapitres précédents se sont intéressés à l'analyse de deux thématiques relatives à la construction d'outils d'optimisation de la consommation des véhicules électriques. La première définit un protocole d'affectation des stations de recharge à l'échelle d'une agglomération urbaine et la seconde intègre les résultats de l'affectation dans un calculateur d'éco-itinéraire. Cependant, pour planifier un trajet pour un ou plusieurs véhicules électriques, il est indispensable de pouvoir convertir un projet de déplacement entre une origine et une destination à une demande énergétique. Soit la nécessité d'estimer la consommation énergétique d'un ou plusieurs véhicules électriques. Cette question a été abordée dans les précédents chapitres, où une méthodologie de résolution a abouti à la conception d'un prototype de calculateur d'éco itinéraire. Cette méthodologie consiste à générer des profils de vitesse élémentaires et à appliquer un modèle de consommation dynamique pour l'estimation de la consommation énergétique. Cependant, la qualité des solutions proposées par notre calculateur d'itinéraire doit être testée. Pour ce faire, nous avons effectué une expérimentation réelle sur un véhicule électrique équipé de capteurs de position et de consommation instantanée.

Ce chapitre débute par la description de l'expérience réalisée et de son plan d'expérience, où les phases d'équipements du véhicule et d'acquisition des données sont décrites. Par la suite, le choix des sites d'expériences est discuté. Les itinéraires proposés par notre calculateur d'itinéraire (e-SPP) ainsi que des itinéraires alternatifs sont effectués avec le véhicule équipé. Les résultats obtenus seront confrontés pour évaluer la qualité des solutions fournies par le prototype proposé.

La dernière partie de ce chapitre porte sur l'analyse des données recueillies, afin de mener une étude de sensibilité permettant de quantifier l'impact des facteurs qui influent sur la consommation énergétique ainsi que sur l'erreur d'estimation du modèle dynamique.

II. EXPERIMENTATIONS

L'expérimentation réalisée vise à répondre aux objectifs suivants :

- valider le graphe énergétique et les itinéraires proposés par notre prototype,
- déterminer les facteurs influant sur la consommation énergétique.

Pour le premier objectif, l'expérimentation permet l'étude d'un échantillon de trajets proposés par notre calculateur d'itinéraire (e-SPP). Ces trajets sont comparés à des trajets alternatifs (PCC) définis selon d'autres critères (temps de parcours et distance) afin d'évaluer la pertinence des solutions proposées et d'améliorer la modélisation proposée pour la construction du graphe énergétique.

Pour l'objectif relatif à l'évaluation de l'impact des paramètres ayant une influence sur la consommation des véhicules électriques lors de l'estimation de la consommation, l'approche utilisée consiste à recueillir les différents paramètres du véhicule (cinématique,...) et du contexte (conditions de trafic, météorologiques,...) en faisant varier le type de conduite, puis à analyser les données recueillies afin de reconstruire les données des trajectoires et d'évaluer la consommation du véhicule à l'aide de modèles dynamiques d'estimation de la consommation. Les résultats obtenus pour les deux méthodes de calcul de la consommation (recueil et simulation) sont comparés et analysés.

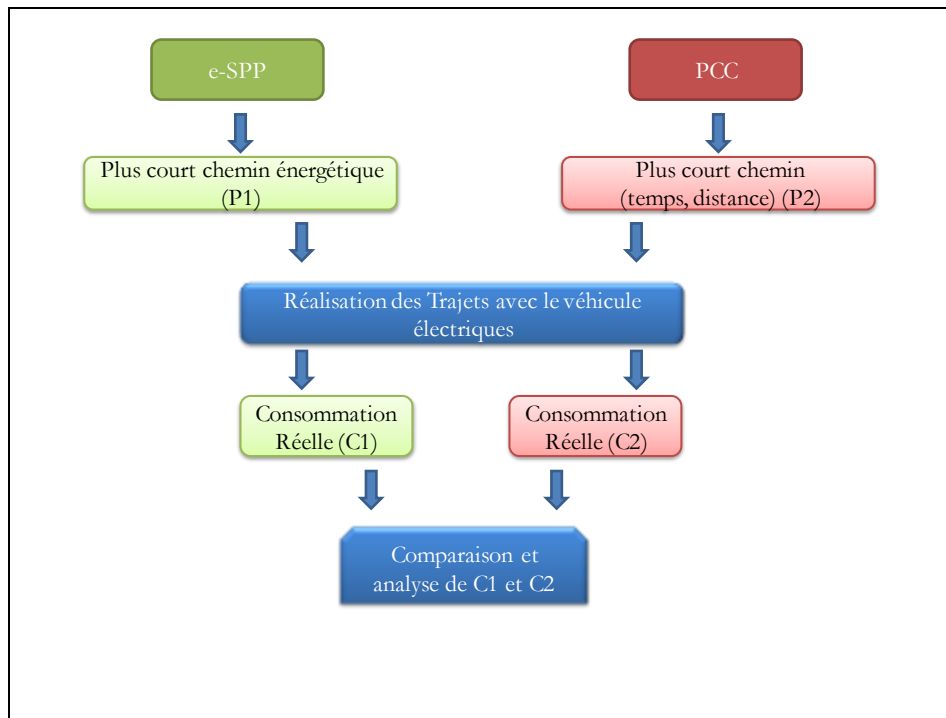


Figure 41 : Méthodologie de validation du calcul du plus court chemin énergétique (e-SPP)

A. INSTRUMENTATION DU VEHICULE ELECTRIQUE

L'expérience est réalisée sur la Peugeot I-ON de l'IFSTTAR. L'ION et la Citroën C-zéro ont les mêmes caractéristiques et ont pour base la Mitsubishi I-MIEV. La Figure 42 montre la flotte IFSTTAR composée de deux véhicules.



Figure 42 : Véhicules équipés : Citroën C-zéro (à gauche) et Peugeot I-ON (à droite).

Le véhicule est équipé d'un module d'acquisition. Le *Bus Can* du véhicule, une antenne GPS, une batterie et un chargeur sont connectés au dispositif de recueil de données *Data*

Logger (module d'acquisition) Fleet LOG d'IPETRONIK®. La batterie et le chargeur assurent l'autonomie énergétique du *Data Logger*. L'utilisation d'une batterie auxiliaire présente comme avantage l'indépendance du système d'acquisition en termes d'énergie. Cela permet d'éviter la perturbation de la consommation énergétique du véhicule électrique. La batterie du module d'acquisition est rechargée à l'aide d'un chargeur connecté au chargeur interne du véhicule. Lorsque le câble de recharge de la batterie du véhicule est connecté, le chargeur recharge automatiquement la batterie du *Data Logger*. La Figure 43 représente une version simplifiée de notre schéma de montage.

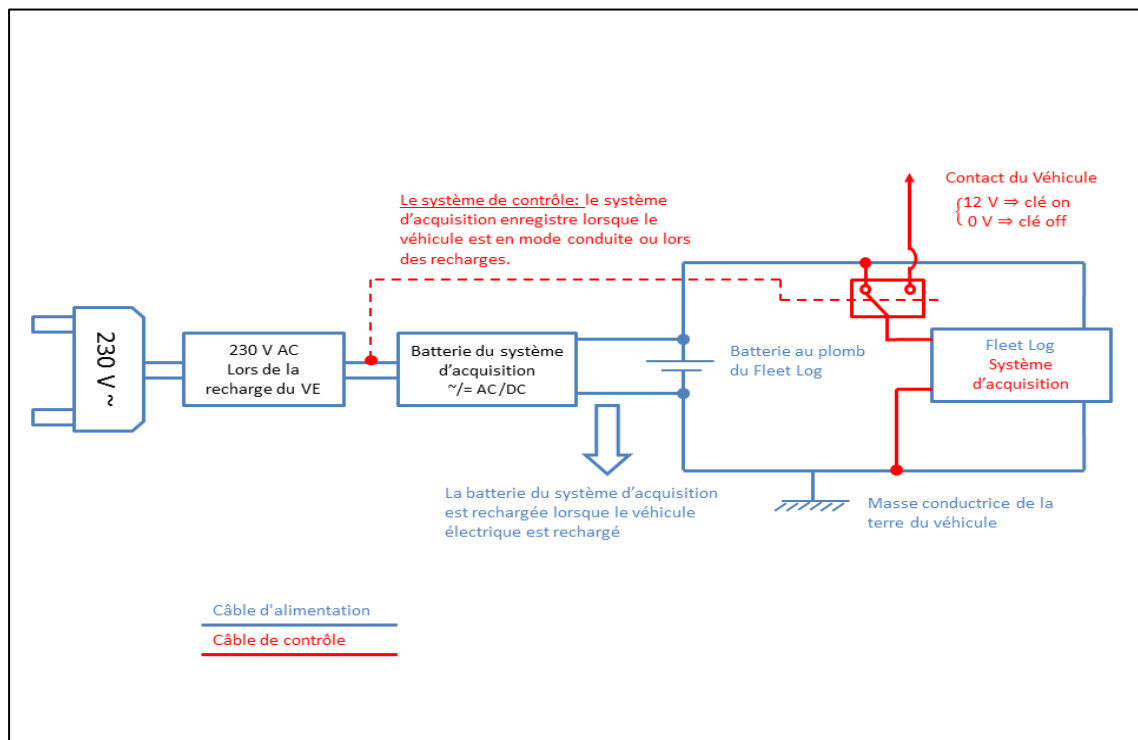


Figure 43 : Diagramme du système d'acquisition

La Figure 44 montre le matériel équipant les deux véhicules électriques. Dans un véhicule électrique, toutes les informations circulent dans le *Bus Can*. Ceci représente donc un avantage car le nombre de capteurs à intégrer est réduit et la charge supplémentaire est diminuée.

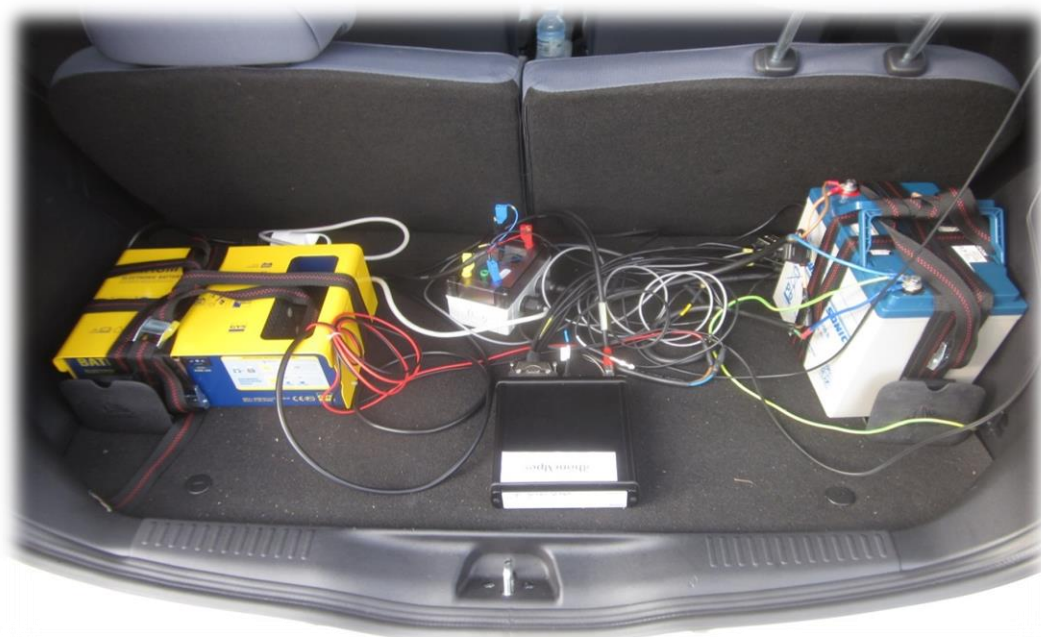


Figure 44 : Système d'acquisition installé sur la Peugeot I-ON

Le *Data Logger* enregistre les trames du *Bus Can* du véhicule électrique. Ce dernier est couplé à un signal GPS récupéré grâce à l'antenne GPS. Le *Bus Can* est décodé au moyen de données fournies par le constructeur (PSA). Compte tenu de la confidentialité des données de décodage, seules quelques voies sont exposées.

À partir du système d'acquisition, nous avons pu collecter soixante-quinze pistes de données. Ces données regroupent les informations du "*Bus*" *Can* et de l'antenne GPS. L'échantillonnage d'acquisition est fixé à dix hertz. Dans le Tableau 17 figure un échantillon de pistes de données enregistrées.

Tableau 17 : Données collectées à partir du *Bus Can*

Voie	Description
C_BAT	Courant de la batterie du véhicule électrique
SOC	Etat de charge de la batterie
BELT	Capteur de ceintures de sécurité
CHARGE	Variable binaire égale à 1 si le véhicule est en charge
SPEED	Vitesse du véhicule
GPS Status	Statut de l'antenne GPS
GPS Latitude	Latitude
GPS Longitude	Longitude
GPS Speed	Vitesse récupérée à partir de l'antenne GPS
GPS Altitude	Altitude issue de l'antenne GPS

Notons que pour des raisons de confidentialité imposées par le constructeur du véhicule, les identifiants des voies ont été modifiés. Comme nous l'avions évoqué dans le Tableau 17, l'antenne GPS permet de récupérer l'altitude. Nous tenons à souligner que cette information n'est pas fiable surtout pour son utilisation pour l'estimation de la consommation. Le problème est dû aux écarts d'altitude entre deux positions GPS qui se succèdent. Nous avons testé plusieurs profils récupérés par l'antenne GPS et nous avons étudié l'altitude obtenue par la mesure directe. La seule source qui permet d'avoir une topologie réaliste est la base de données altimétrique (BD-Alt) de l'IGN.

B. PLAN D'EXPERIENCE

L'expérimentation consiste à réaliser plusieurs trajets reprenant un échantillon origine/destination fixés en faisant varier les conditions de mesure suivantes :

- Période temporelle : plusieurs scénarios de trafic (matin, midi, après-midi,...).
- Type de conduite : éco-conduite, conduite agressive...
- Prise en charge de la pente (forte pente, plat,...).

Les données recueillies sont :

- Position (coordonnées GPS).
- Temps (échantillonnage en dixièmes de secondes).
- Etat de charge de la batterie du véhicule électrique.
- Phases de recharge.
- Conditions météorologiques.
- Utilisation d'accessoires comme : la climatisation, chauffage, radio, etc.

Ici, les origines/destinations sont fixées au nombre de 3 (IFSTTAR, Lyon 3^{ème} et Croix Rousse) pour un total de 4 trajets. Pour chaque trajet deux combinaisons sont déterminées et réalisées, la première est issue de notre calculateur d'itinéraire (e-SPP) et la deuxième est obtenue par les calculateurs d'itinéraires classiques qui considèrent les critères de temps de parcours et distance. Lorsque le trajet proposé par le calculateur d'itinéraire (e-SPP) est similaire au trajet qui optimise le temps de parcours, on prend le trajet qui minimise la distance parcourue. Les trajets sont réalisés par un seul conducteur ayant comme consigne de simuler plusieurs types de conduite : éco-conduite, conduite normale et conduite agressive.

Les trajets sélectionnés pour la phase de validation doivent satisfaire certaines conditions, comme :

- Trajets mixtes de type urbain et peri-urbain.
- Topologie différente (plat et pente).
- Conditions de trafic variées.

Plusieurs itinéraires sont sélectionnés pour la phase de validation, mais seuls deux cas, les plus intéressants, sont relatés (Tableau 18).

Le temps de parcours estimé pour se rendre du site de l'IFSTTAR vers le 3^{ème} arrondissement de Lyon (pente moyenne, distance 3.7 km) est d'environ treize minutes. De l'IFSTTAR à la Croix Rousse (pente forte, distance 14.9 km), il est évalué à 27 minutes (via périphérique). Les trajets Croix Rousse - IFSTTAR et IFSTTAR - Croix rousse sont effectués régulièrement, le matin à partir de dix heures et l'après-midi vers quinze heures pour éviter les pics de congestion matinale (entre 7 heures et 9 heures) en plus de ceux compris entre dix-sept heures et dix-neuf heures. Ce choix permet de réduire la variabilité des mesures.

Le trajet IFSTTAR - Lyon Centre est réalisé, chaque jour, aux environs de midi (12 heures) à l'heure de pointe. La période des essais s'étend de décembre 2014 à janvier 2015.

Tableau 18 : Liste des sites sélectionnés

Points d'origine et destination	Adresses	Latitude	Longitude
Site de l'IFSTTAR	25 Avenue François Mitterrand. Bron	45.736575	4.925461
Croix Rousse	Place de la Croix rousse, Lyon.	45.774354	4.831550
Lyon 3ème arrondissement	41 Avenue Rockefeller, Lyon 69003	45.741268	4.886341

La Figure 45 regroupe les deux alternatives pour le trajet (IFSTTAR → Croix Rousse). A gauche, le trajet proposé par notre calculateur d'itinéraire, et à droite, le trajet alternatif. L'avantage de ce trajet est que les deux alternatives diffèrent. La première suppose que le véhicule traverse le boulevard périphérique, et la deuxième alternative correspond à un déplacement urbain transitant par le Centre-Ville.

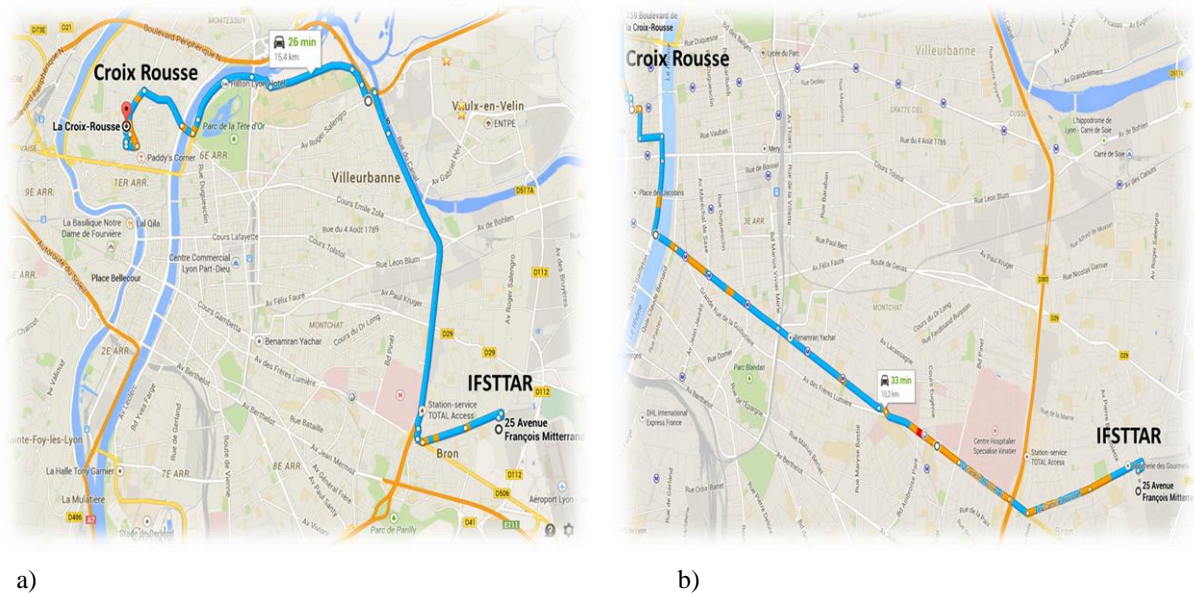
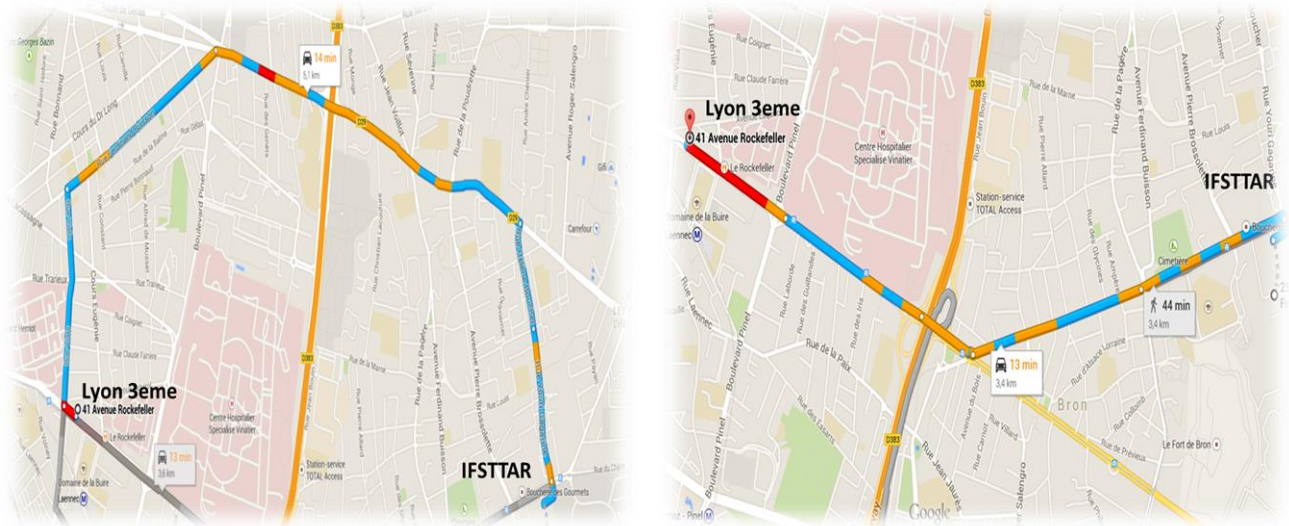


Figure 45 : Trajet (IFSTTAR - Croix Rousse)

(a) Trajet proposé par le e-SPP (via le périphérique) (b) Trajet alternatif (via le centre-ville)

La Figure 46 montre les deux alternatives pour le trajet (IFSTTAR → Lyon 3^{ème}). La première (à gauche) indique le chemin proposé par le calculateur d'itinéraire. La deuxième désigne le trajet direct. Le trajet direct implique le passage par une côte importante alors que le trajet indirect évite le passage par cette côte.



a)

b)

Figure 46 : Trajet (IFSTTAR – Lyon 3eme)

(a) Trajet proposé par le calculateur d'itinéraire (e-SPP) (b) Trajet urbain

Il faut signaler que pour chaque trajet réalisé deux alternatives de trajet retour sont définies. Le choix de ces deux origines et destinations est justifié par la nature de la topologie des itinéraires étudiés. La Figure 47 illustre les profils altimétriques des deux trajets ainsi que les deux alternatives présentées plus haut (les trajets retours sont présentés dans l'annexe). (Les trajets retours sont présentés dans l'annexe aux Figure 79 et Figure 80).

Notons que les couleurs utilisées dans les Figure 46 et Figure 47 représentent l'état du trafic : rouge pour congestion, orange pour trafic dense et bleu pour trafic fluide (traficolor).

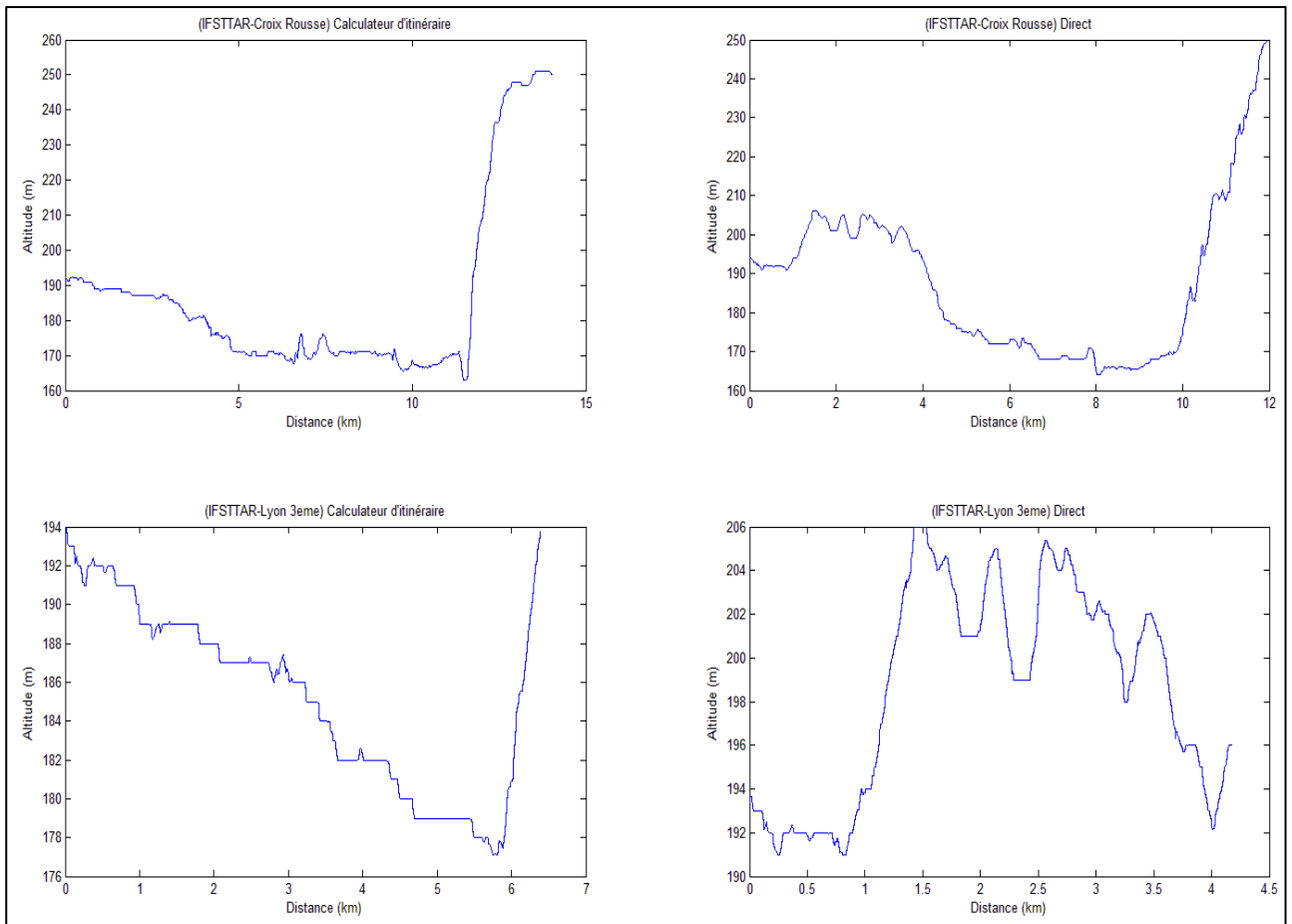


Figure 47 : Profils d'altimétrie des trajets (IFSTTAR - Croix Rousse) et (Lyon 3eme - IFSTTAR)

Ces trajets ont été effectués sur la période de 14 jours (entre le 01/12/2014 et le 23/01/2015) avec le véhicule Peugeot I-ON de l'IFSTTAR équipé d'une centrale d'acquisition composée d'une antenne GPS, une batterie et un chargeur de batterie.

L'expérience est reproduite pour les quatre trajets en faisant varier plusieurs paramètres. Le Tableau 19 résume les principales informations tirées des expériences réalisées.

Tableau 19 : Résumé de l'expérience

Nombre d'expériences (trajets réalisés)	Origine	Destination	Type de conduite	Type d'itinéraire
72	(i) IFSTTAR, (ii) Lyon 3 ^{eme} , (iii) Croix Rousse.		Eco conduite, Normale, Agressive.	Plus rapide, chemins proposés par le calculateurs d'itinéraire (e-SPP).

III. RESULTAT DE L'ANALYSE DE DONNEES

L'analyse de données est décomposée en deux parties. La première s'intéresse à la validation des méthodologies de calcul de l'éco itinéraire comportant les algorithmes de plus court chemin énergétique et la modélisation du graphe énergétique.

La seconde se focalise sur l'analyse des facteurs influençant la consommation énergétique des véhicules électriques en milieu périurbain à partir de données issues de l'expérimentation. Ces analyses vont nous permettre d'identifier les facteurs ayant des répercussions sur l'estimation de la consommation à partir du modèle de consommation issu de la librairie VEHLIB.

A. ANALYSE DES RESULTATS DU CALCULATEUR D'ITINERAIRE E-SPP

La première analyse permet de confronter les résultats obtenus par notre calculateur d'itinéraire (e-SPP) aux données collectées par le véhicule électrique équipé. Il faut rappeler que pour chaque couple d'origine destination, deux types de trajets sont étudiés. Le premier est basé sur les résultats du calculateur et le second correspond à un trajet alternatif (PCC). Pour chaque trajet, l'itinéraire optimal est défini à l'aide de la mesure de consommation réelle issue de l'expérimentation du véhicule électrique.

Pour le graphe énergétique, quatre schémas de construction des coûts des arcs sont utilisés. Il faut souligner que les plus courts chemins proposés peuvent varier suivant la représentation utilisée lors de la requête de plus court chemin. Pour le trajet (IFSTTAR-Croix Rousse) et (IFSTTAR – Lyon 3^{ème}), le trajet proposé diffère en fonction du graphe utilisé.

Le Tableau 20 comporte les résultats obtenus pour chaque requête selon le schéma de construction utilisé. Ici, les DGC_i représentent les *i* graphes dont les arcs sont construits à l'aide des schémas associés aux cycles de vitesse AS_i avec *i* = [1,2,3,4] (cf. Chapitre 2). Notons que les graphes DGC_i partagent la même structure (nœuds et arcs), seul le coût des arcs varie. Dans un premier temps, nous avons considéré un seul type de schéma de vitesse par trajet. Les résultats du modèle de simulation utilisant les schémas de vitesse DGC_i pour le graphe énergétique qui génère l'éco-itinéraire sont comparés avec les mesures réelles d'énergie du véhicule.

Tableau 20 : Comparaison des résultats obtenus par les graphes énergétiques avec le trajet optimal mesuré.

Trajet	Trajet réalisé optimal	DGC1	DGC2	DGC3	DGC4
IFSTTAR - Croix Rousse	Via périphérique	Centre-ville	Périphérique	Périphérique	Centre-ville
Croix Rousse – IFSTTAR	Via périphérique	Centre-ville	Centre-ville	Centre-ville	Centre-ville
IFSTTAR - Lyon 3 ^{ème}	Direct	Indirect	Indirect	Indirect	Indirect
Lyon 3 ^{ème} – IFSTTAR	Direct	Direct	Indirect	Indirect	Direct

A partir de ce tableau, on remarque que seuls les résultats obtenus sur les graphes issus des représentations DGC2 et DGC3 permettent d'identifier le trajet optimal pour la requête origine/destination (IFSTTAR – Croix Rousse). Par ailleurs, les graphes DGC1 et DGC4 identifient le trajet optimal pour la requête (Lyon 3^{ème} - IFSTTAR). Cependant, pour les

trajets (IFSTTAR - Lyon 3^{ème}) et (Croix Rousse – IFSTTAR), aucune des représentations de graphe ne propose de passage par les trajets optimaux identifiés lors des différents essais.

A partir de ce constat, on peut tirer une première conclusion, qui est : les graphes DGC2 et DGC3 favorisent le passage par les voies rapides (boulevard périphérique). Ceci est bien visible sur le trajet (IFSTTAR – Croix Rousse) qui contourne la ville pour passer par le boulevard périphérique, et peut aussi être justifié par la nature des cycles de vitesses simulées. Les deux représentations supposent que le véhicule électrique démarre à chaque section à partir d'une vitesse nulle puis accélère. Cela majore donc sa consommation lors de son passage par le centre-ville.

Il faut également remarquer que le nombre de sections est plus important au niveau des trajets transitant par le centre-ville et que les DGC1 et DGC4 favorisent le parcours direct étant donné qu'ils simulent des cycles avec une vitesse quasi constante (vitesse constante et vitesse stable avec décélération).

Cette première phase met en évidence les résultats de détection des plus courts chemins indépendamment de la qualité de l'estimation de la consommation. Le Tableau 21 englobe les résultats obtenus pour chaque représentation de graphe avec une comparaison des consommations estimées par chaque type de représentation et la moyenne des résultats obtenus lors des essais.

Il faut noter que la comparaison s'est faite pour chaque trajet proposé par le calculateur e-SPP avec la mesure obtenue durant les essais sur le trajet sélectionné. La mesure choisie est le pourcentage de charge consommée.

Tableau 21 : Pourcentage de charge consommée pour chaque trajet

Trajet	Itinéraire	Consommation en %				
		moyenne mesurée	DGC1	DGC2	DGC3	DGC4
IFSTTAR - Croix Rousse	Via Périphérique	11,41	-	32,5	27,38	-
IFSTTAR - Croix Rousse	Centre-ville	13,66	5,15	-	-	2,35
Croix Rousse – IFSTTAR	Via Périphérique	9,04	-	-	-	-
Croix Rousse – IFSTTAR	Centre-ville	10,45	4,8	33,46	29,09	2,06
IFSTTAR - Lyon 3 ^{ème}	Direct	3,91	-	-	-	-
IFSTTAR - Lyon 3 ^{ème}	Indirect	6,5	2,4	15,18	13,3	0,7
Lyon 3 ^{ème} – IFSTTAR	Direct	3,33	1,8	-	-	0,81
Lyon 3 ^{ème} – IFSTTAR	Indirect	4,75	-	13,74	12,05	-

A partir du Tableau 21, nous pouvons identifier certaines tendances. Les représentations DGC3 et DGC2 surestiment la consommation. Ce constat peut être expliqué par le fait que ces représentations considèrent chaque section comme une phase de *stop and go* qui s'apparente à une augmentation des phases d'accélération et qui implique une majoration de la consommation énergétique. Cette majoration est justifiée du fait que dans le cas d'un trajet simple plusieurs sections peuvent être parcourues sans aucun arrêt.

Par ailleurs, les graphes DGC2 et DGC4 ont tendance à sous-estimer la consommation puisqu'ils supposent que le régime de vitesse est quasi-stationnaire. Cette supposition est, évidemment, non réaliste. Les deux représentations DGC1 et DGC2 négligent les phases d'arrêt comme les feux de signalisation et l'état de trafic. Le Tableau 22 met en évidence l'écart entre les résultats obtenus par les quatre graphes DGC ainsi que les mesures réalisées durant les essais. Ces écarts sont exprimés sous forme d'erreurs relatives où les valeurs négatives représentent les cas de sous-estimation du modèle.

Tableau 22 : Ecart entre les consommations des trajets réalisés (e-SPP et PCC)

Trajet	Itinéraire	Erreur de consommation en %			
		DGC1	DGC2	DGC3	DGC4
IFSTTAR - Croix Rousse	Via Périphérique	-	185%	140%	-
IFSTTAR - Croix Rousse	Centre-ville	- 62%	-	-	- 83%
Croix Rousse - IFSTTAR	Via Périphérique	-	-	-	-
Croix Rousse - IFSTTAR	Centre-ville	- 54%	220%	178%	- 80%
IFSTTAR - Lyon 3ème	Direct	-	-	-	-
IFSTTAR - Lyon 3ème	Indirect	- 63%	134%	105%	- 89%
Lyon 3ème - IFSTTAR	Direct	- 46%	-	-	- 76%
Lyon 3ème - IFSTTAR	Indirect	-	189%	154%	-

Les écarts très importants nous ont amenés à analyser les cycles de vitesse proposés par le calculateur d'itinéraire. Pour identifier les sources de ces erreurs d'estimation nous avons représenté le cycle de vitesse finale e-SPP avec des données recueillies. Dans la Figure 48 on observe les deux cycles (réalisé et e-SPP), l'écart des estimations est dû d'une part, à des erreurs au niveau des limitations de vitesse disponibles dans les données OpenStreetMap, et d'autre part, aux valeurs des distances parcourues sur chaque arc.

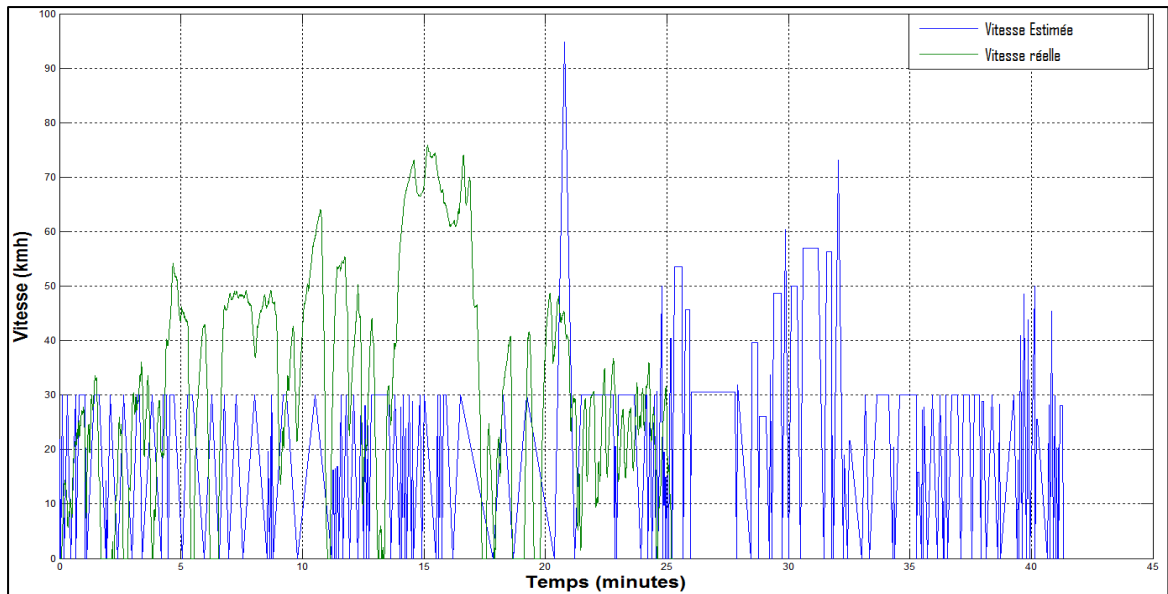


Figure 48 : Cycles de vitesse (simulé et estimé).

Comme mentionné ci-dessus, un problème d’homogénéité des données est observable sur les limitations de vitesse issues d’OSM. Dans la partie supérieure de la Figure 49, l’erreur des limitations sur certaines sections de route apparaît nettement. Parallèlement à l’incohérence des limitations de vitesses, une erreur sur les distances des arcs s’ajoute.

Afin de valider notre méthodologie, nous avons corrigé l’information propre aux distances en se basant sur les données collectées sur les trajets réalisés, puis nous avons remplacé les limitations de vitesses issues des données OSM en faisant un recueil manuel de toutes les limitations sur les deux alternatives du trajet IFSTTAR–Croix Rousse. Par ailleurs, nous avons recalculé la consommation sur les sections concernées avec les nouveaux paramètres.

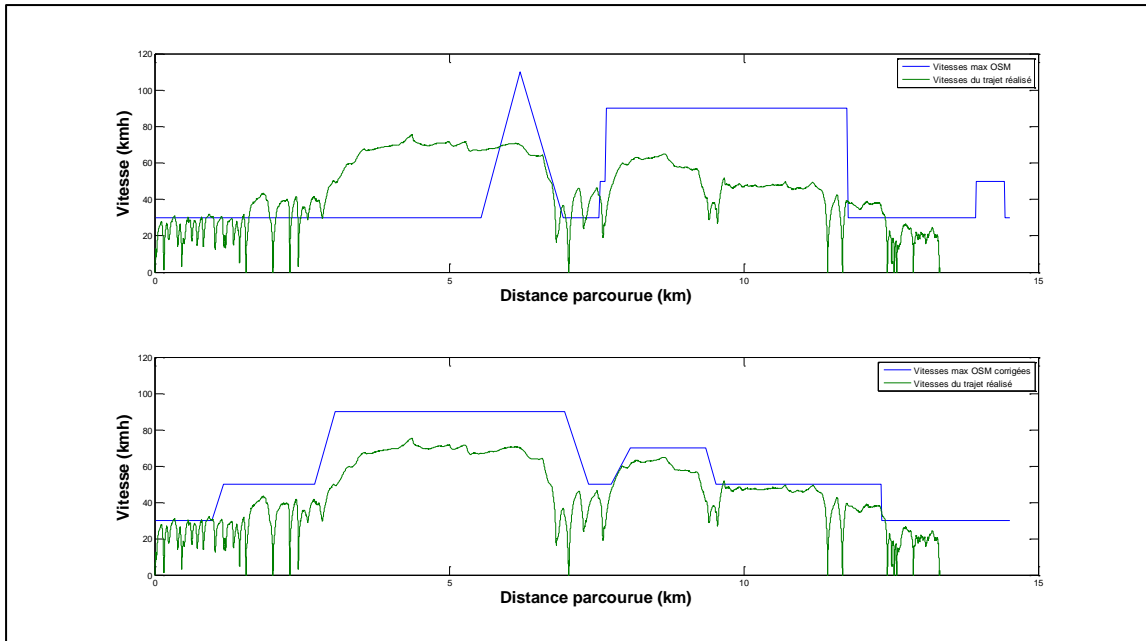


Figure 49 : Affichage des limites de vitesse sur un trajet réalisé

La construction des cycles simulés est basée sur un procédé d'affectation des vitesses moyennes aux arcs identifiés en adaptant les accélérations (fixées à 1.5 m/s^2) afin de respecter les capacités du véhicule électrique.

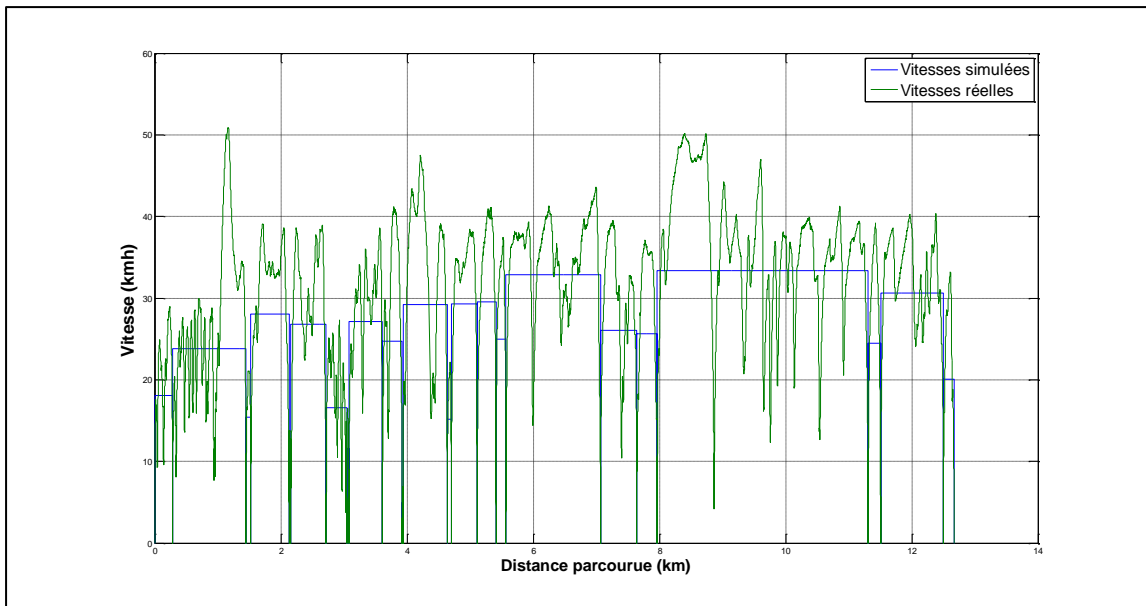


Figure 50 : cycle de vitesses corrigé (vitesses moyennes) Croix Rousse-IFST'AR via centre-ville

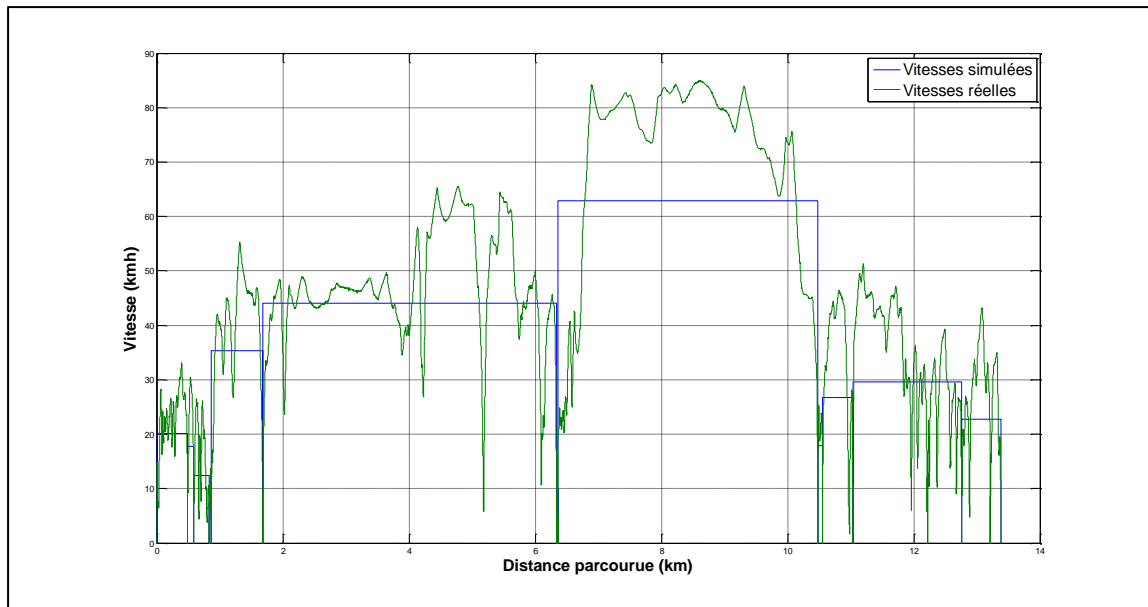


Figure 51 : Cycle de vitesses corrigé (vitesses moyennes) Croix Rousse-IFSTTAR via le boulevard périphérique

Les Figure 50 et Figure 51 montrent les deux cycles simulés avec les données corrigées. L'utilisation du modèle VEHLIB montre que la consommation estimée sur le trajet Croix Rousse-IFSTTAR via le boulevard périphérique est inférieure à celle du trajet qui transite par le centre-ville ce qui confirme les résultats recueillis lors de l'expérience.

Le Tableau 23 résume les informations relatives à la consommation des deux cycles corrigés.

Tableau 23 : Erreur de consommation avec les vitesses corrigées

Trajet	Itinéraire	Conso	Erreur
Croix Rousse - IFSTTAR	Via Périphérique	8.16	- 9,67%
Croix Rousse - IFSTTAR	Centre-ville	9.64	- 9,47%

On peut conclure que dans l'état actuel des données OSM, les itinéraires proposés par les quatre représentations de graphes énergétiques ne sont pas assez fiables pour la mise en œuvre d'un outil de calcul d'éco itinéraire énergétique. Cependant, cette étude préliminaire nous a permis d'identifier certains paramètres à intégrer dans les représentations de graphe finales.

Dans ce qui suit, nous supposons que les données OSM soient fiables afin de montrer qu'on peut améliorer la qualité des solutions en faisant varier la représentation des sections sur le graphe énergétique. Pour cela, nous avons fait évoluer la représentation des graphes en tirant profit de ces représentations élémentaires et en proposant plusieurs schémas mixtes basés sur les schémas de construction des graphes DGCi.

Pour y arriver, nous avons classé chaque section du réseau étudié en nous basant sur les limitations des vitesses sur les arcs. Le réseau du Grand Lyon se décompose en quatre catégories de limitations, 30 km/h, 50 km/h (zone urbaine), 90 km/h et 110 km/h (zone périurbaine). A partir de cette classification, nous avons créé une multitude de graphes où chaque nouveau graphe considère un type de représentation des cycles de vitesse en

fonction des limitations de vitesse de ses arcs. Nous avons conçu plus de soixante-six (66) combinaisons de graphes où chaque graphe est utilisé pour la génération d'éco itinéraire énergétique. La même démarche est utilisée pour la validation des quatre schémas (DGC_i), et est appliquée aux schémas mixtes (comparaison avec les données mesurées). En plus de ces nouveaux schémas, nous avons créé un graphe dont les arcs sont calculés sur la base de la consommation moyenne. La consommation moyenne retenue est calculée à partir des soixante-douze expériences réalisées. La valeur obtenue correspond à 0.89 % de la charge de la batterie consommée par kilomètre parcouru. Ceci équivaut donc à 0.14 kW/km. Ce graphe de consommation moyenne permet de comparer les résultats obtenus par les nouveaux schémas avec les approches classiques (c'est-à-dire un graphe qui considère la consommation moyenne sur les arcs sans prise en compte de la topologie du terrain).

Les résultats obtenus améliorent considérablement l'identification de l'éco itinéraire et diminuent l'erreur d'estimation de la consommation sur les trajets. Certains graphes identifiés permettent de surestimer la consommation sur les zones de congestion, notamment, au niveau des arcs où la vitesse maximale est faible.

Pour la comparaison finale, deux exemples peuvent être cités : le premier graphe (DGC_m) issu de la phase de test sur la génération des schémas mixtes et le second issu des consommations moyennes.

La construction de DGC_m consiste à simuler une représentation de type DGC3 (vitesse initiale nulle puis phase d'accélération) pour les sections de faibles vitesses. Et, pour les sections avec une vitesse maximale importante, nous affectons les représentations de vitesse stable DGC1 et DGC4. Le Tableau 24 illustre la structure du schéma retenu.

Tableau 24 : Structure du schéma mixte retenu

Vitesse max sur les sections (km/h)	DGC _m
30	Stop & go
50	Vitesse constante
90	Vitesse constante
110	Vitesse constante avec décélération en fin de section

Le Tableau 25 indique clairement que le schéma mixte permet de repérer trois chemins optimaux sur les quatre recherchés. Il permet aussi de déterminer le meilleur chemin pour le trajet (Croix Rousse – IFSTTAR) non détecté lors des premiers tests. Par ailleurs, le graphe moyen permet de repérer un trajet sur quatre. Le trajet identifié est le trajet (Lyon 3^{ème} – IFSTTAR). Cependant, il dévoile ses limites pour les longs trajets avec forte variation d'altitude comme les deux trajets (Croix Rousse – IFSTTAR) et (IFSTTAR - Croix Rousse).

Tableau 25 : Résultat de la phase de validation du schéma mixte et du graphe moyen

Trajet	Trajet mesuré optimal	Graphe moyen	DGC _m
IFSTTAR - Croix Rousse	Via Périphérique	Centre-ville	Via Périphérique
Croix Rousse - IFSTTAR	Via Périphérique	Centre-ville	Via Périphérique
IFSTTAR - Lyon 3eme	Direct	Direct	Direct
Lyon 3eme - IFSTTAR	Direct	Direct	Indirect

Le Tableau 26 permet d'identifier l'erreur relative d'estimation basée sur les deux représentations de graphe (DGC_m et DGC moyen). Il est facile de remarquer la nette amélioration des erreurs mesurées sur le schéma mixte par rapport aux premières mesures obtenues.

Pour le trajet (IFSTTAR -Croix Rousse), l'erreur passe de +140 % à -3%. Quant aux trajets (Lyon 3^{ème} – IFSTTAR) et (IFSTTAR - Lyon 3^{ème}), l'erreur passe respectivement de -89% à +5% et de -76% à +6 %.

Pour le trajet (Croix Rousse – IFSTTAR), en plus de noter le trajet optimal transitant par le boulevard périphérique, l'erreur d'estimation du modèle est estimée à +5%.

Pour le graphe moyen, les meilleurs résultats sont obtenus par rapport aux graphes DGC_i pour tous les cas étudiés. Dans le trajet (IFSTTAR - Croix Rousse), le graphe moyen sous-estime la consommation de +25%. Ceci peut être justifié par le fait que la consommation moyenne néglige le paramètre de pente puisque la variation de celle-ci est la plus importante sur ce trajet.

Dans le trajet (IFSTTAR - Croix Rousse) transitant par le centre-ville, le graphe moyen obtient une très bonne estimation de l'erreur.

Dans le trajet (IFSTTAR - Lyon 3^{ème}) l'erreur est de +25%. Cette erreur peut être justifiée par la nature du trajet emprunté (pente importante).

Quant au trajet (Lyon 3^{ème} – IFSTTAR), le chemin optimal est obtenu avec une erreur de +13%. Cependant, dans les cas comparables, le graphe moyen a des performances nettement inférieures à celles du schéma mixte.

Tableau 26 : Ecart (en %) entre la mesure et les solutions des calculateurs d'itinéraire

Trajet	Itinéraire	DGC Moyen	Schéma mixte	Schémas élémentaires			
			DGCm	DGC1	DGC2	DGC3	DGC4
IFSTTAR - Croix Rousse	Via Périphérique		- 3		185	140	-
IFSTTAR - Croix Rousse	Centre-ville	- 25		- 62	-	-	- 83
Croix Rousse – IFSTTAR	Via Périphérique		5		-	-	-
Croix Rousse – IFSTTAR	Centre-ville	2		54	220	178	80
IFSTTAR - Lyon 3 ^{ème}	Direct			-	-	-	-
IFSTTAR - Lyon 3 ^{ème}	Indirect	25	5	- 63	134	105	- 89
Lyon 3 ^{ème} – IFSTTAR	Direct	13	6	- 46	-	-	- 76
Lyon 3 ^{ème} – IFSTTAR	Indirect			-	189	154	-

B. ANALYSE DES FACTEURS IMPACTANT LA CONSOMMATION ENERGETIQUE

L'objectif de l'analyse des facteurs influençant la consommation énergétique des véhicules électriques est d'identifier les situations qui impactent significativement sur la consommation. Ces informations peuvent être utilisées comme pour l'amélioration de l'estimation de la consommation pour notre calculateur d'itinéraire e-SPP.

La démarche utilisée pour atteindre cet objectif consiste à quantifier l'impact de chaque facteur sur la consommation énergétique du véhicule équipé. Dans certaines situations,

plusieurs facteurs vont être croisés afin de mettre en évidence des effets combinés de facteurs. L'inventaire des facteurs retenus pour cette analyse est résumé dans le Tableau 27.

Tableau 27 : Paramètres de l'analyse

Paramètres étudiés	
Paramètres trafic	Indicateurs ou modalités
Type de trafic	Fluide, congestionné
Comportement de conduite	Eco-conduite, normal, agressif.
Heure	Matin, midi, après midi
Jours	Lundi, mardi, mercredi, jeudi, vendredi.
Trajets	Croix rousse Ifsttar, Ifsttar croix rousse,...
Paramètres météorologique	Indicateurs ou modalités
Température	Celcius C°
Humidité	% d'humidité
Type	Nuage, soleil, précipitation (pluie, neige)
Vent	Normal, venteux
Paramètres du trajet	Indicateurs ou modalités
Pente	Montée importante, descente importante
Nombre de <i>stop and go</i>	Nombre de <i>stop and go</i>
Type trajet	Urbain, périurbain

Les données mesurées pour chaque trajet sont :

- La consommation totale du trajet en % de charge de la batterie consommé.
- La consommation normée par rapport à la distance parcourue.

Compte tenu de la diversité des trajets parcourus, les distances parcourues diffèrent, nous avons procédé à une normalisation des consommations mesurées. Cette normalisation consiste à ramener la consommation énergétique au km parcouru afin de comparer tous les trajets sur une même échelle. La mesure retenue est le pourcentage de charge de la batterie consommée. A titre d'exemple, la batterie de la Peugeot Ion est de 16 kWh, alors le pourcent de charge équivalent est approximativement de 0,16 kWh.

Les mesures de performances utilisées sont :

- Les erreurs relatives de la consommation obtenue par VEHLIB
- Les erreurs absolues de la consommation obtenue par VEHLIB

$$Erreur\ Absolue = \frac{|Valeur\ Estimée - Valeur\ Réelle|}{Valeur\ Réelle} \quad (5.1)$$

$$Erreur\ Relative = \frac{(Valeur\ Estimée - Valeur\ Réelle)}{Valeur\ Réelle} \quad (5.2)$$

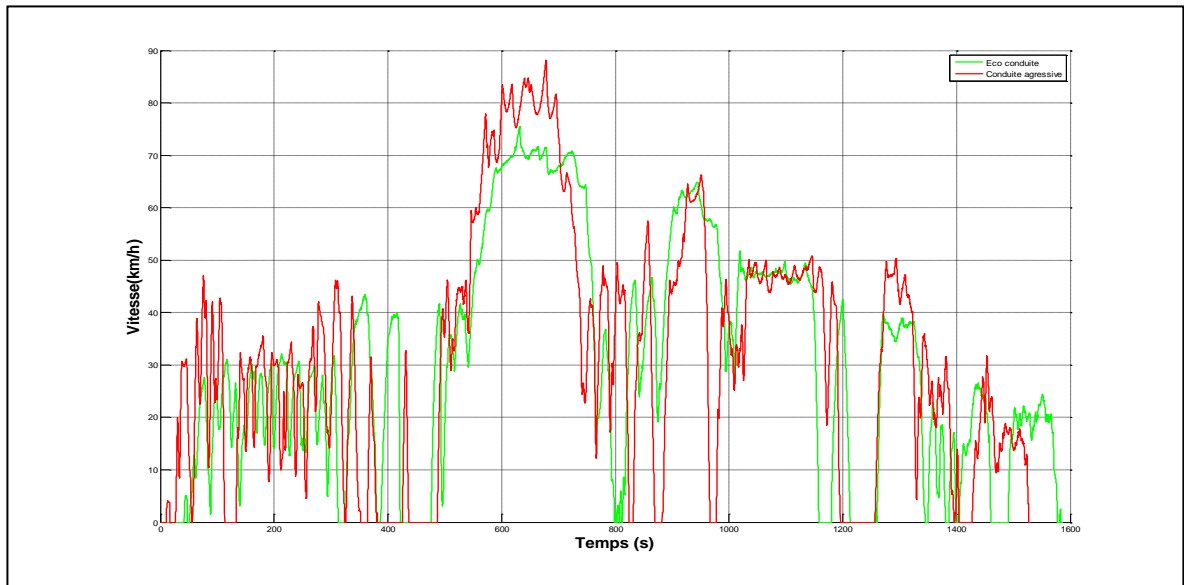


Figure 52 : Cycles de vitesse conduite agressive (en rouge) et éco conduite (en vert)

La Figure 52 illustre très distinctement pour un même trajet, la différence entre l'éco conduite et une conduite agressive.

1. Analyse de l'impact des facteurs du trafic routier sur la consommation

Le premier paramètre étudié s'intéresse aux différents types de trajets empruntés durant nos essais. La Figure 53 représente les boîtes à moustaches (*Box Plots*) de la consommation normalisée pour chaque type de trajet. A partir de cette figure, il est facile de voir le trajet le plus économe en énergie : il s'agit du trajet Croix Rousse – IFSTTAR. Ce trajet démarre avec une forte descente puis transite par le boulevard périphérique, voie rapide urbaine où le nombre d'arrêts est relativement faible.

A contrario, le parcours du trajet IFSTTAR-Croix Rousse nécessite une consommation moyenne plus importante compte tenu du profil altimétrique du déplacement.

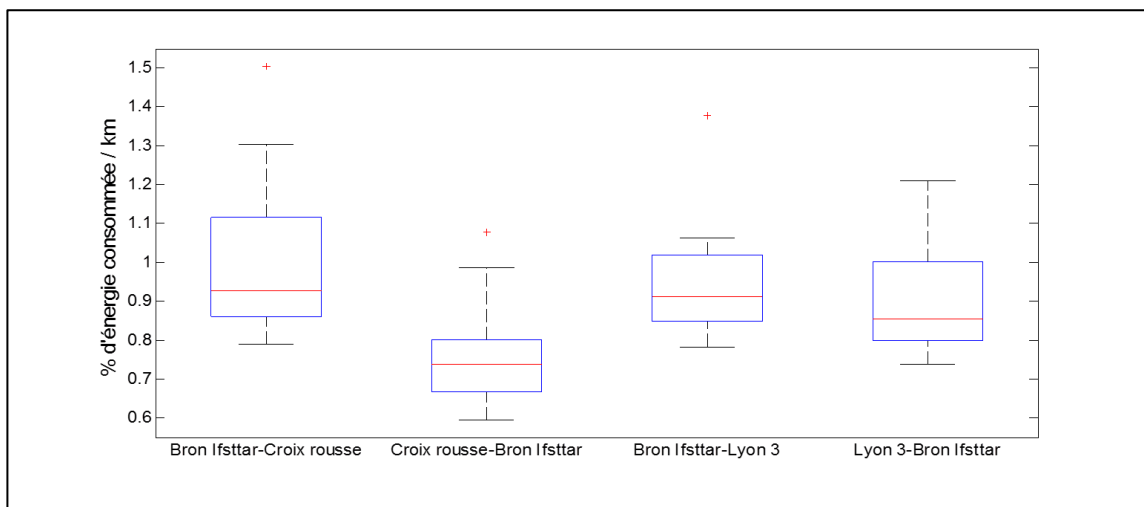


Figure 53 : Consommation par trajet parcouru

Si on examine l'impact des conditions de circulation sur la consommation totale, la Figure 54 illustre l'évolution de la consommation par rapport au type de trafic observé. Nous remarquons que la consommation moyenne diminue de 1% pour chaque kilomètre parcouru lorsque le trafic est fluide et ce pour l'ensemble des trajets confondus.

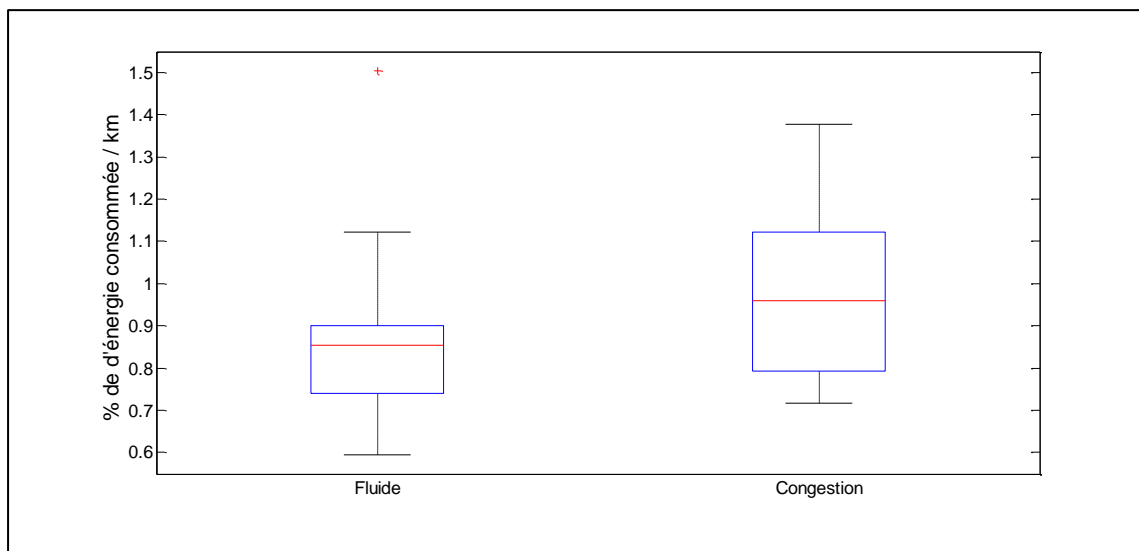


Figure 54 : Consommation par rapport au type de trafic

Si on examine l'effet du type de conduite sur la consommation, nous pouvons noter une légère amélioration de la consommation moyenne si un comportement d'éco-conduite est adopté (cf. Figure 55). La médiane de la consommation moyenne en conduite normale est inférieure à celle en conduite agressive, mais avec plus de dispersions. Cependant, on observe que la consommation en conduite éco ou normale est sujette à une forte dispersion qui peut être expliquée par l'impact des autres paramètres. La consommation en conduite agressive quant à elle est peu sensible à ces effets.

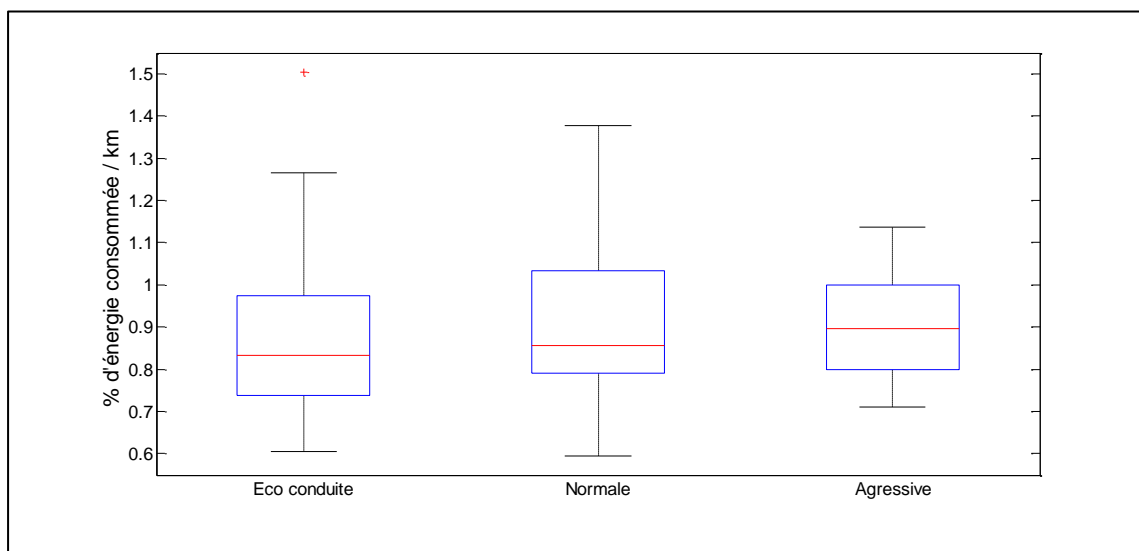


Figure 55 : Impact de la conduite sur la consommation

Pour mieux appréhender les effets conjugués, nous avons introduit le facteur trafic pour apprécier l'évolution de la consommation en fonction du type de conduite et des

conditions du trafic. Dans la Figure 56, il est facile de vérifier que lorsque le trafic est fluide, la consommation est plus importante avec un comportement agressif se caractérisant par de fortes accélérations, avec une vitesse maximale plus importante. Et, comme pour les cas de congestion, nous apercevons l'apport de l'éco conduite sur la consommation.

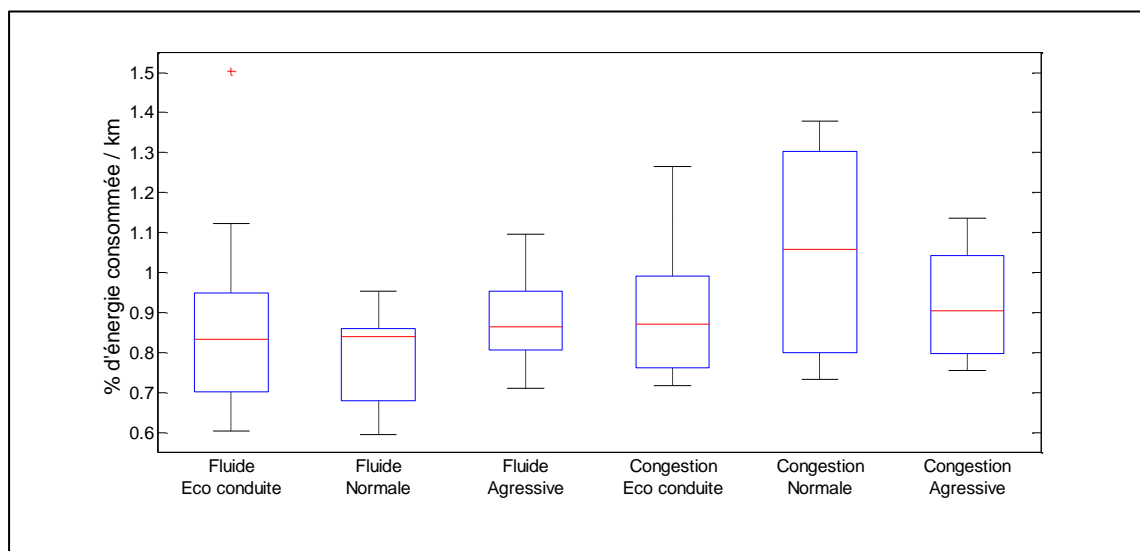


Figure 56 : Impact des conditions de trafic et du type de conduite sur la consommation

Le dernier paramètre considéré est relatif à l'heure et au jour de la semaine. La Figure 57 représente les consommations moyennes par rapport aux jours de la semaine. Nous pouvons constater que la consommation moyenne reste constante sauf pour le vendredi où elle a tendance à augmenter.

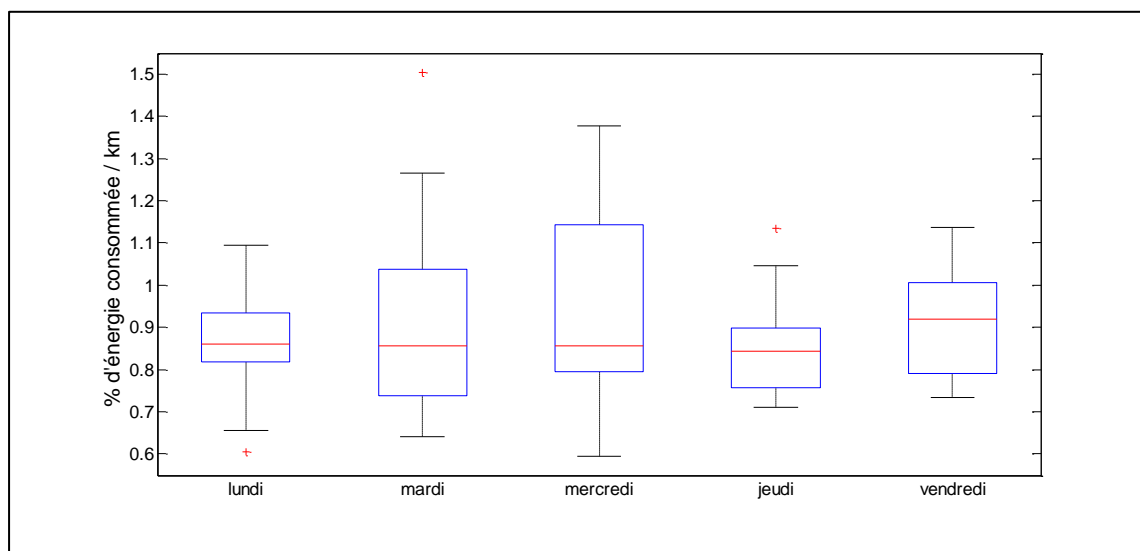


Figure 57 : Evolution de la consommation sur les jours de la semaine

Si on regarde plus spécifiquement le vendredi, on voit que c'est surtout la consommation de l'après-midi qui enregistre une forte croissance (cf. Figure 58). Ceci peut être expliqué par l'occurrence de congestion pendant cette période avec les départs en week-end.

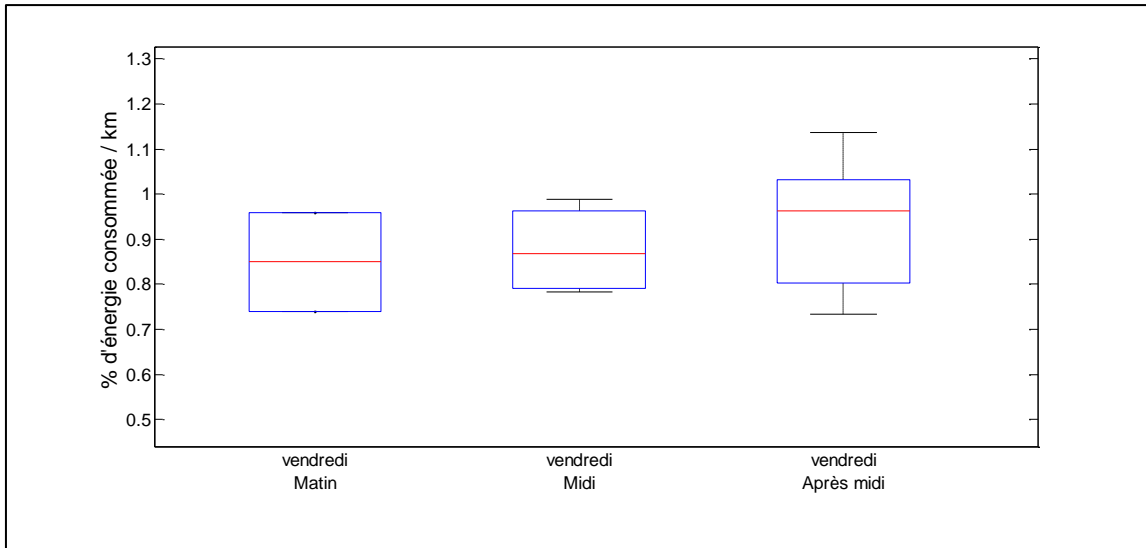


Figure 58 : Consommation de la journée du vendredi/tranche horraire

Par ailleurs, nous remarquons que la consommation moyenne est plus importante le mercredi matin et à midi. Cette augmentation peut être justifiée par le rythme scolaire spécifique à cette journée (cf. Figure 59).

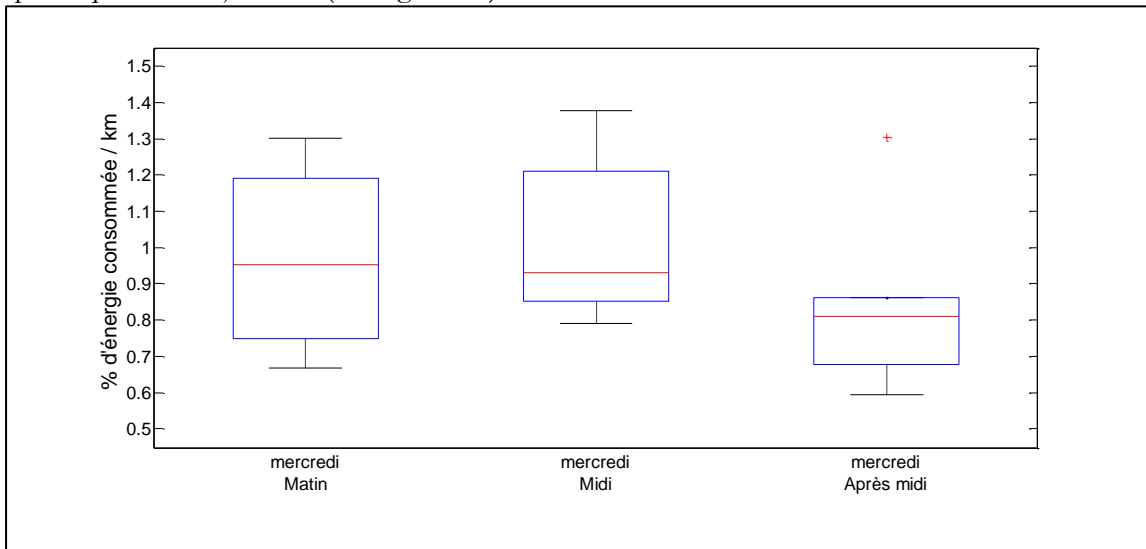


Figure 59 : Consommation du mercredi par tranche horraire

Cette première étude nous a permis de confirmer les intuitions que nous avons concernant l'impact des conditions de trafic sur la consommation.

Par ailleurs, les effets du type de conduite sur la consommation des véhicules électriques sont aussi relativement visibles et cette consommation est plus importante le vendredi à l'approche du weekend, le mercredi matin et le mercredi aux environs de midi.

2. Analyse de l'impact des conditions météorologiques sur la consommation

La démarche utilisée pour l'analyse des facteurs météorologiques est identique à celle appliquée aux facteurs du trafic. Nous avons identifié trois variables caractérisant les conditions météorologiques : les précipitations, la température et le taux d'humidité.

La Figure 60 représente la consommation moyenne en fonction du type de temps observé. On y voit clairement l'impact des précipitations sur la consommation moyenne.

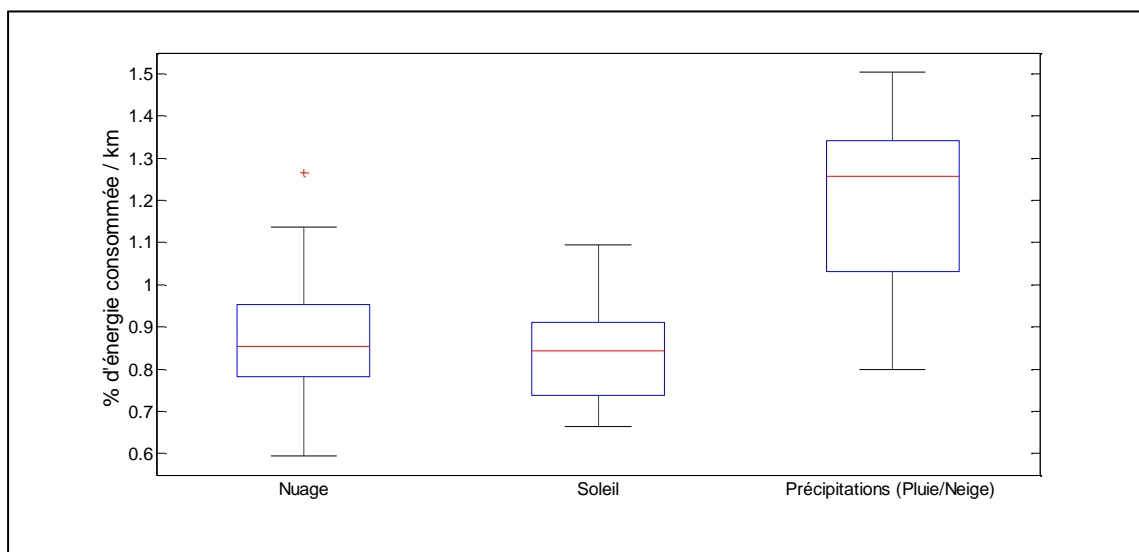


Figure 60 : Consommation par type de temps

La variable précipitation regroupe les deux modalités pluie et neige. Pour mieux qualifier ces deux facteurs, nous avons distingué les effets de chacune de ces deux modalités. La Figure 61 indique que la consommation par un temps neigeux semble être légèrement plus importante. Toutefois, ces tendances demandent à être confirmées sur la base d'un échantillon plus important, ici la taille du sous échantillon utilisé est de 8 observations. On observe néanmoins que la plus forte variabilité de la consommation moyenne est constatée par temps pluvieux.

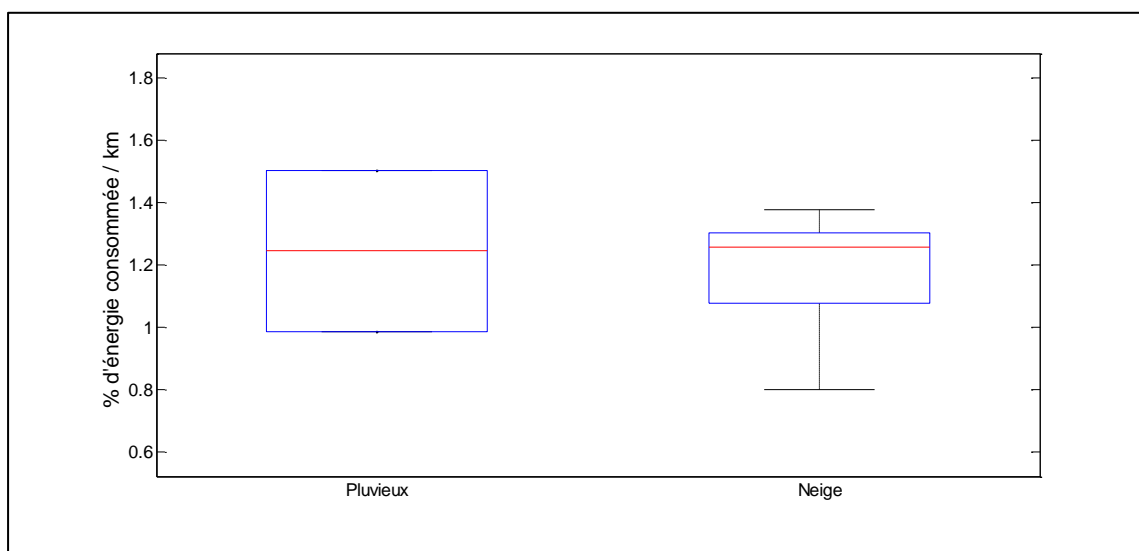


Figure 61 : Impact des précipitations sur la consommation moyenne

Cette première analyse nous incite à étudier la variable température pour valider l'hypothèse des constructeurs de batteries de véhicules électriques. En effet, ces derniers supposent que le rendement de la batterie diminue avec les températures basses. Dans la Figure 62, nous constatons que les pics de consommation sont atteints pour de faibles températures.

Il faut signaler que pour cette expérience, le chauffage et la climatisation du véhicule électrique n'ont jamais été activés, pour éviter tout impact sur la consommation.

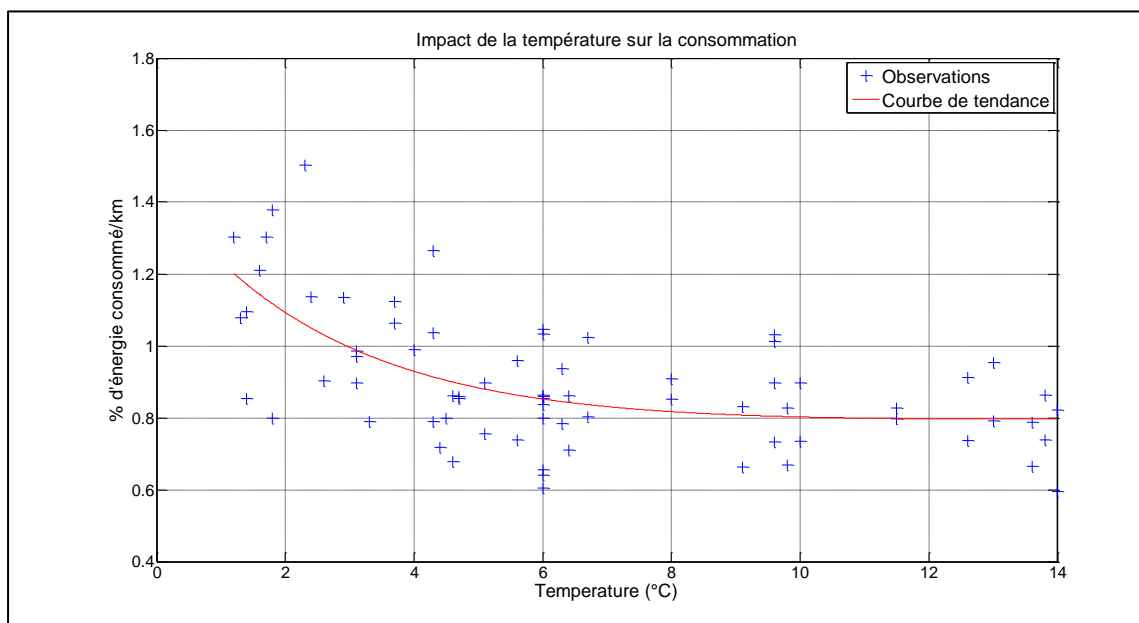


Figure 62 : Evolution de la consommation moyenne par rapport à la température

Cette analyse confirme que la température externe a des répercussions sur le rendement de la batterie. En effet, la variation de la consommation est inversement proportionnelle à celle de la température et cela indépendamment des accessoires qui peuvent consommer une part de l'énergie (climatisation, chauffage,...).

Pour approfondir cette analyse, nous avons croisé le taux d'humidité et la consommation moyenne. La Figure 63 indique clairement que la consommation augmente avec l'augmentation du taux d'humidité.

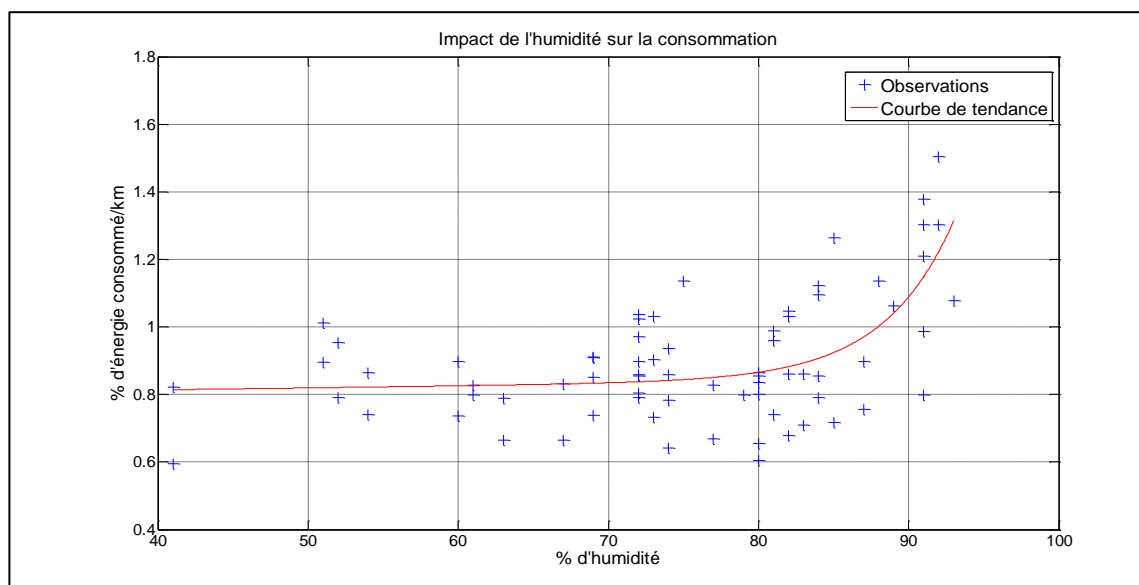


Figure 63 : Evolution de la consommation moyenne par rapport au taux d'humidité

Le dernier facteur météorologique étudié concerne le facteur vent. Nous avons pris en considération la présence ou non du vent.

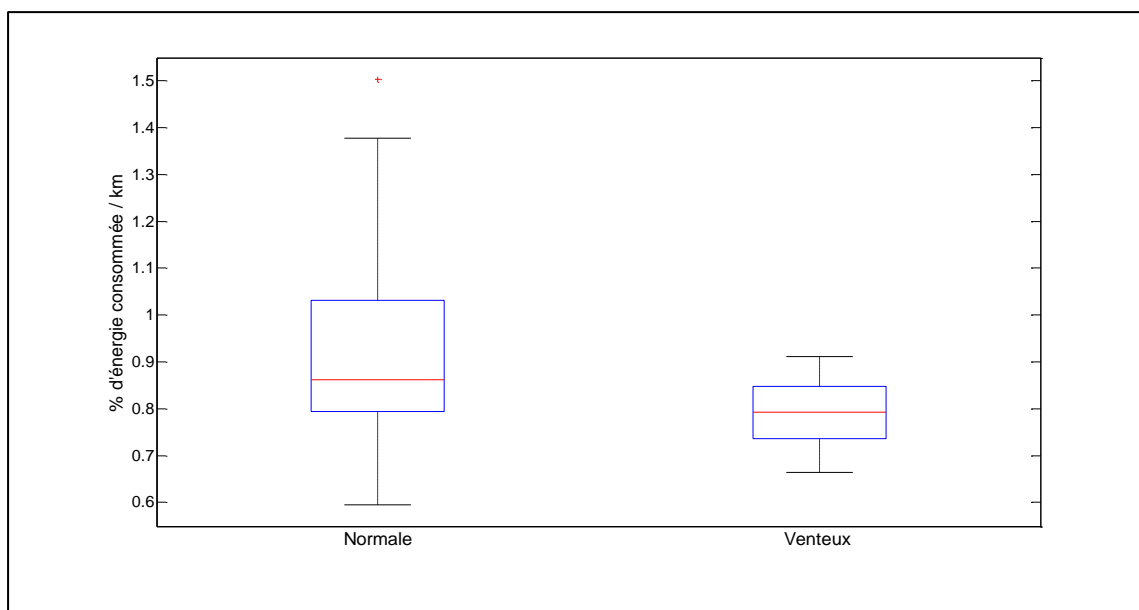


Figure 64 : Impact de la force du vent sur la consommation moyenne

La Figure 64 montre que lorsque le vent est important, la consommation diminue. Cependant, dans la mesure où nous n'avons pas la direction du vent et surtout par rapport au parcours du véhicule, ce constat peut être affiné afin de mettre en évidence des sous ou des sur consommations selon que le vent est de face ou de dos.

En guise de conclusion de ce paragraphe sur l'impact des conditions météorologiques sur la consommation énergétique, nous pouvons souligner que la consommation augmente sensiblement lorsque la température externe diminue et ce sans même utiliser les accessoires comme le chauffage et la climatisation. Même constat lorsque le taux d'humidité augmente. Ces résultats demandent à être confirmés sur la base d'un échantillon de données plus important et sur une étendue temporelle plus importante (printemps, été,...)

3. Analyse de l'impact de la topologie du trajet sur la consommation moyenne

Pour caractériser la topologie d'un itinéraire nous avons retenu trois facteurs :

- La typologie du trajet (pente, descente, plat),
- le type de parcours (urbain périurbain),
- le nombre de stop and go.

Les trajets sont divisés en trois classes selon leurs topologies :

- Trajet à gradient négatif (descente) : différence d'altitude positive importante entre l'origine et la destination.
- Trajet à gradient positif (montée) : différence d'altitude négative importante entre l'origine et la destination.
- Mixte : trajet formé de combinaison des deux premiers types.

La Figure 65 représente l'impact de la pente sur la consommation moyenne. Ces résultats sont conformes à l'intuition. En effet, lorsque la pente est importante, la consommation moyenne augmente significativement. Réciproquement, si le trajet comporte une descente importante, la consommation moyenne diminue.

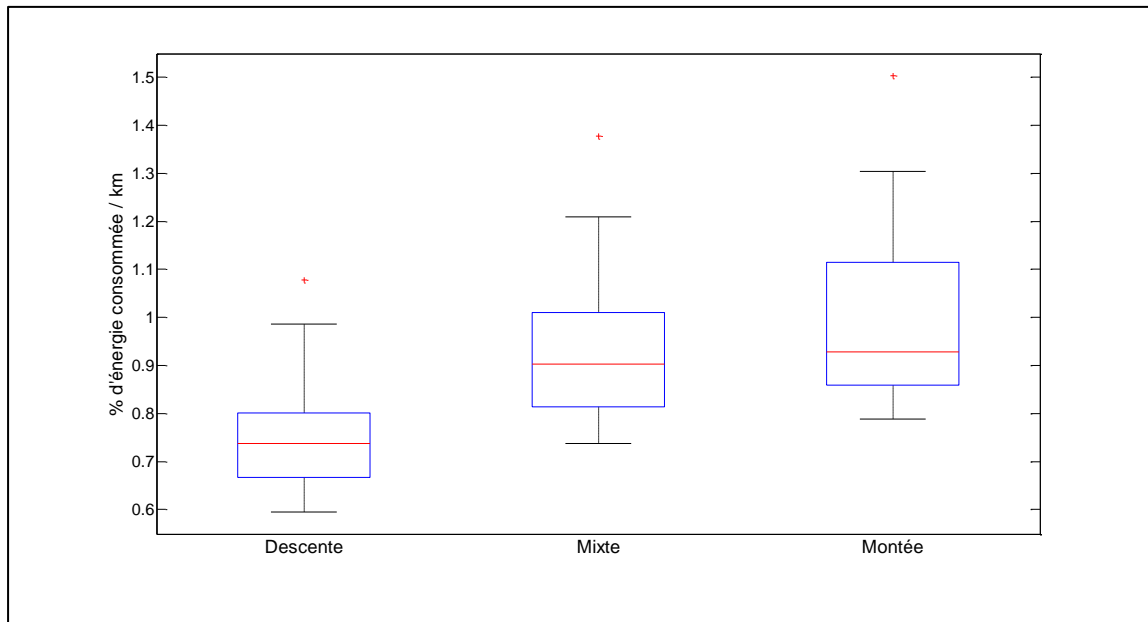


Figure 65 : Impact du gradient altimétrique sur la consommation moyenne

La fonction de répartition empirique de la consommation est bien distincte sur la Figure 66 (en rouge, les trajets de type montée, et en vert, les trajets de type descente). A titre d'exemple, cette figure montre que dans 90 % des cas, la consommation moyenne pour un trajet de type descente est inférieure à 11 % de la charge de la batterie, et pour les trajets de type montée, elle est inférieure à 20%.

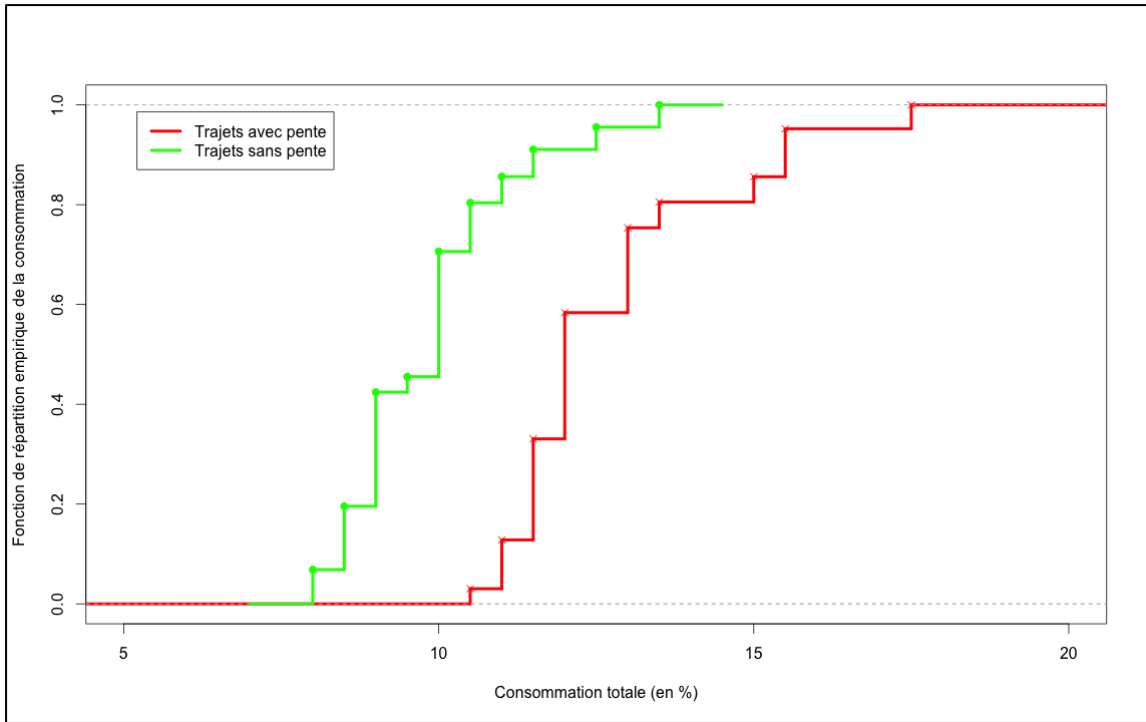


Figure 66 : Fonction de répartition empirique de la consommation

Aussi, nous remarquons que la consommation moyenne est plus importante sur les trajets urbains que sur les trajets périurbains (de + 0.7 %/km à + 0.9%/km en moyenne).

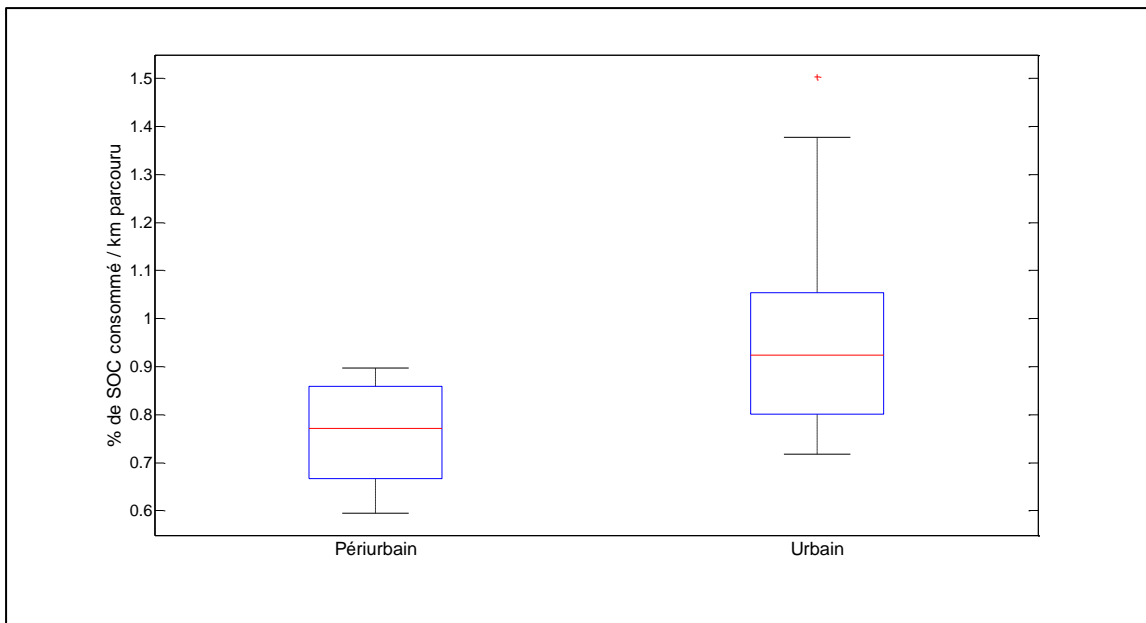


Figure 67 : Impact du type de trajet sur la consommation moyenne.

Le dernier paramètre étudié concerne le nombre de *stop and go* sur chaque trajet étudié. Ce nombre est calculé pour chaque trajet à partir du cycle de vitesse où le nombre d'arrêts et de reprises est comptabilisé pour chaque déplacement de l'expérience.

Afin de mieux appréhender les effets du nombre de séquences de *stop and go* et compte tenu de la corrélation évidente entre ce nombre et la longueur du parcours (ie. distance parcourue), nous avons opté pour une représentation 3D.

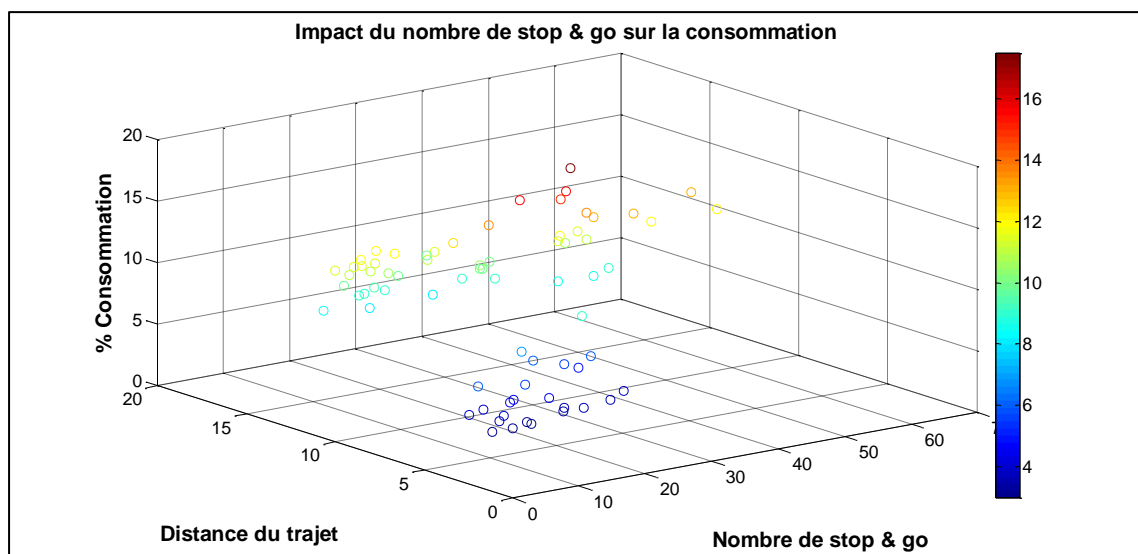


Figure 68 : Impact du nombre de stop and go sur la consommation.

La Figure 68 permet de noter que la consommation augmente avec l'augmentation du nombre de *stop and go* et de la distance. Ce constat confirme l'impact du type de trajet compte tenu de la corrélation entre les trajets urbains et le nombre important de *stop and go*.

Nous pouvons conclure que les trajets à fort gradient altimétrique et les trajets urbains, connaissent une augmentation significative de leur consommation. Ce constat s'explique, d'une part, par les forces nécessaires pour mouvoir le véhicule électrique en présence de fortes pentes, et d'autre part, par le nombre important de *stop and go*. Après cette analyse des données issues de l'expérimentation, nous allons aborder la validation du modèle VEHLIB utilisé pour l'estimation de la consommation énergétique dans notre calculateur e-SPP.

C. ANALYSE DES PERFORMANCES DU MODELE VEHLIB

Le modèle VEHLIB est utilisé pour notre calculateur e-SPP pour estimer l'énergie nécessaire pour réaliser un déplacement. Ce paragraphe s'emploie à analyser les sous (resp. sur) estimation du modèle VEHLIB en identifiant les facteurs impactant sur l'erreur d'estimation. Les facteurs étudiés sont ceux des sections précédentes. Seuls les paramètres avec une erreur d'estimation significative sont retenus. Les mesures utilisées sont l'erreur absolue et l'erreur relative.

La première analyse consiste à déterminer si l'erreur d'estimation du modèle est fonction de la distance du trajet. La Figure 69 représente l'erreur d'estimation relative par rapport à la distance des trajets étudiés.

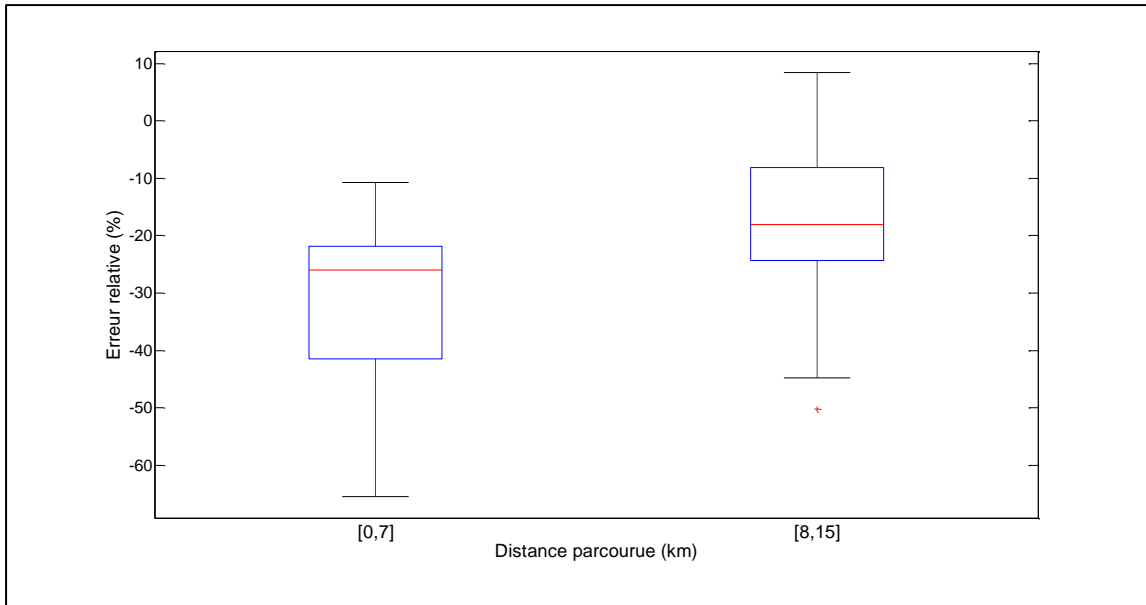


Figure 69 : Evolution de l'erreur par rapport à la distance parcourue (km)

Si on s'intéresse à l'état du trafic, la Figure 70 représente l'histogramme des erreurs (relatives) en fonction de cet état. Les histogrammes rouges (respectivement verts) représentent les situations de trafic congestionné (respectivement fluide).

Nous remarquons que pour des erreurs d'estimation comprises entre - 2% et 0%, la densité des situations de trafic est plus fréquente. A contrario, cette tendance s'inverse lorsque les erreurs dépassent l'intervalle [-2%, +0%].

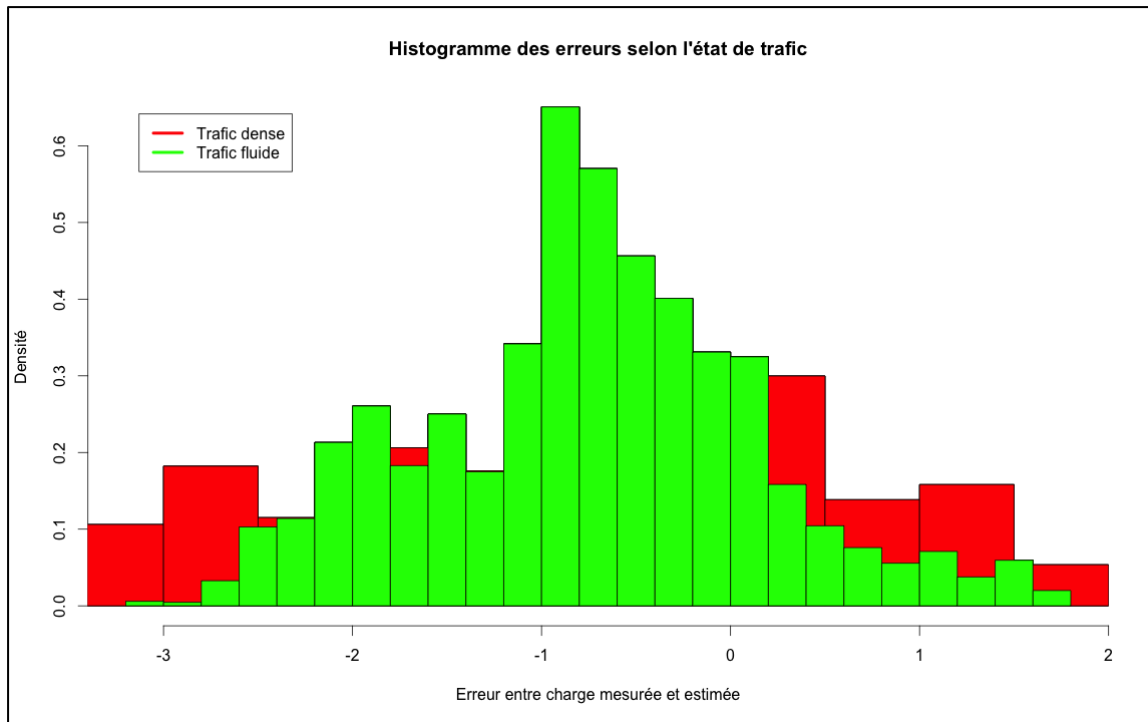


Figure 70 : Histogramme des erreurs (relatives) en fonction de l'état du trafic

La Figure 71 indique l'erreur d'estimation du modèle par rapport au type de trajet emprunté. Nous avons utilisé ici l'erreur relative avec signe (ie. sans valeur absolue) comme mesure de performance pour souligner la tendance du modèle à sous ou à sur estimer la consommation. Nous remarquons que l'erreur est plus importante sur les trajets (IFSTTAR - Lyon 3^{ème} et Lyon 3^{ème} - IFSTTAR) deux trajets urbains.

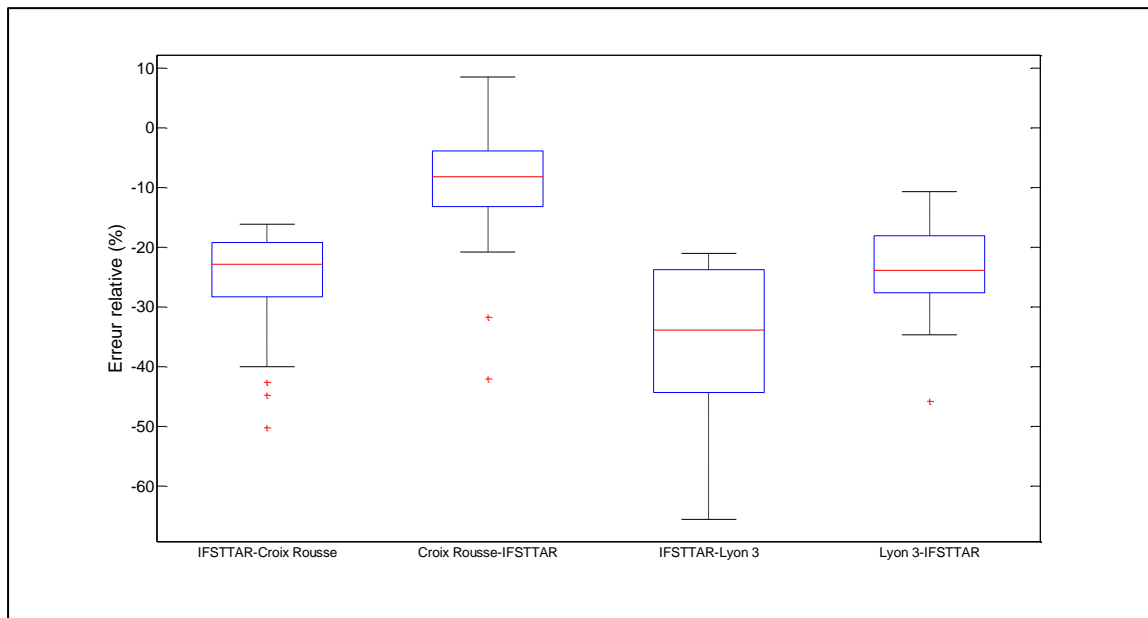


Figure 71 : Box plots de l'erreur relative par rapport au trajet emprunté

Pour mieux illustrer cette tendance, nous avons représenté l'erreur relative d'estimation en fonction du type de trajet sachant que le modèle est plus performant dans les trajets périurbains où l'erreur moyenne est inférieure à 14% (Figure 72).

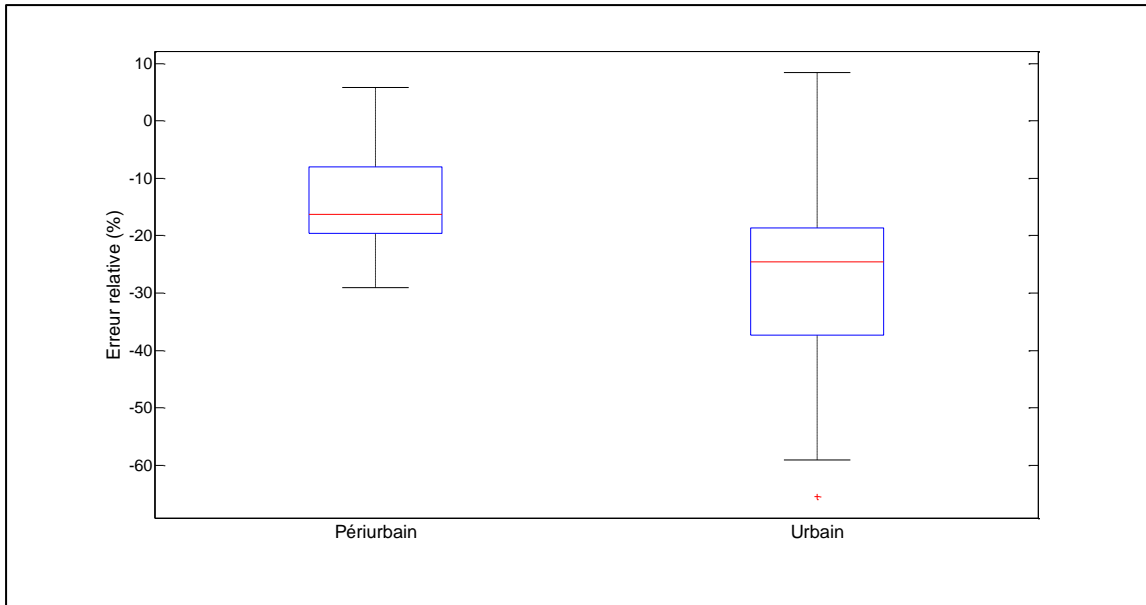


Figure 72 : Box plots de l'erreur relative par rapport au type de trajet (Urbain versus Périurbain)

Comme nous l'avons vu précédemment, l'un des facteurs les plus influents dans l'estimation de la consommation est la température ambiante. L'ensemble des constructeurs de batteries affirme que le rendement optimal des batteries se situe dans un intervalle de $[+10^{\circ}\text{C}, +30^{\circ}\text{C}]$. Lorsque nous analysons l'erreur d'estimation du modèle par rapport à ce facteur, nous constatons que les pics d'erreurs se concentrent dans les zones des températures inférieures à 8° (Figure 73).

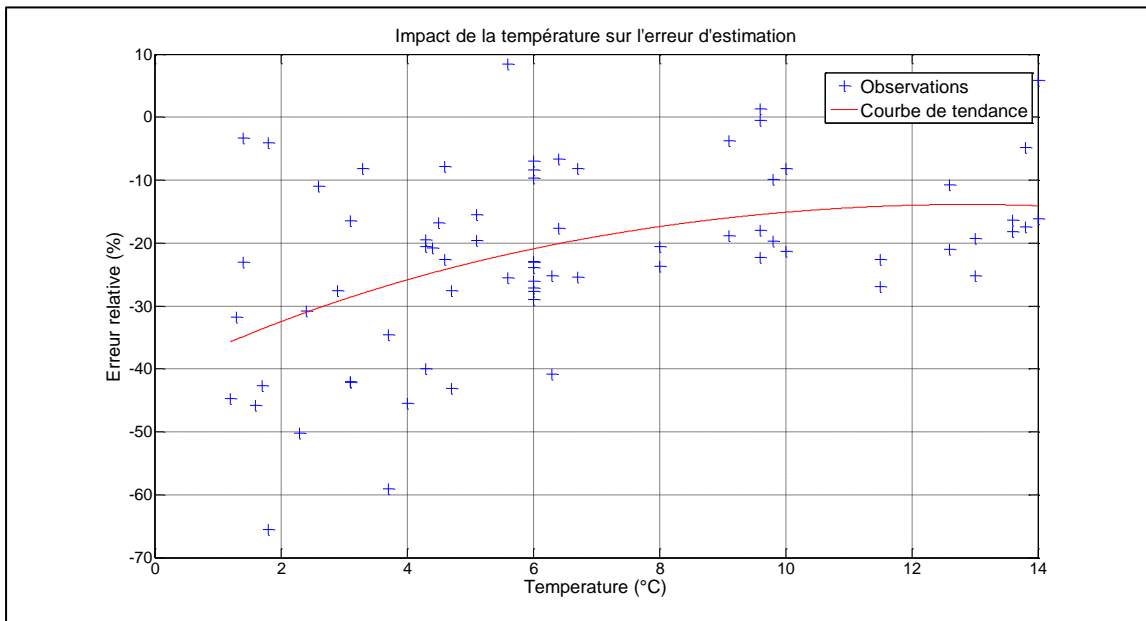


Figure 73 : Evolution de l'erreur relative par rapport la température ambiante.

Comme pour la partie analyse des données (cf. section b), cette même tendance est observée lorsque le taux d'humidité augmente. En effet, la sous-estimation est d'autant plus importante que le taux d'humidité est grand.

Par ailleurs, une température basse et un taux d'humidité élevé sont souvent liés. Cette étude peut être enrichie avec des expériences en périodes estivales.

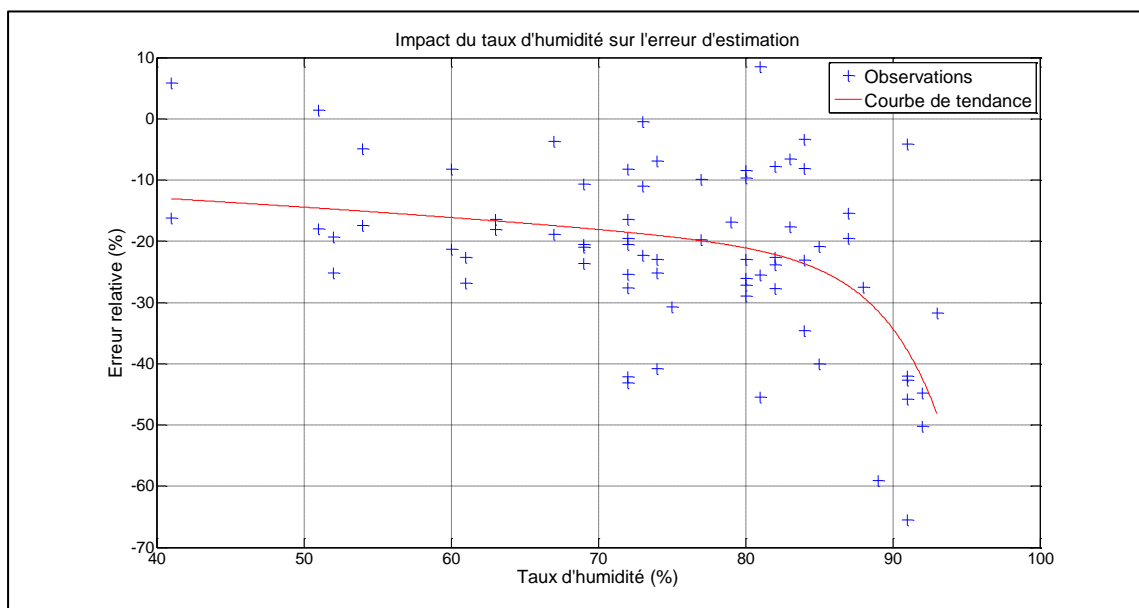


Figure 74 : Evolution de l'erreur relative par rapport au taux d'humidité

En ce qui concerne les précipitations, nous pouvons constater (cf. Figure 77) les plus fortes variations d'erreur d'estimation lorsque le temps est pluvieux ou neigeux.

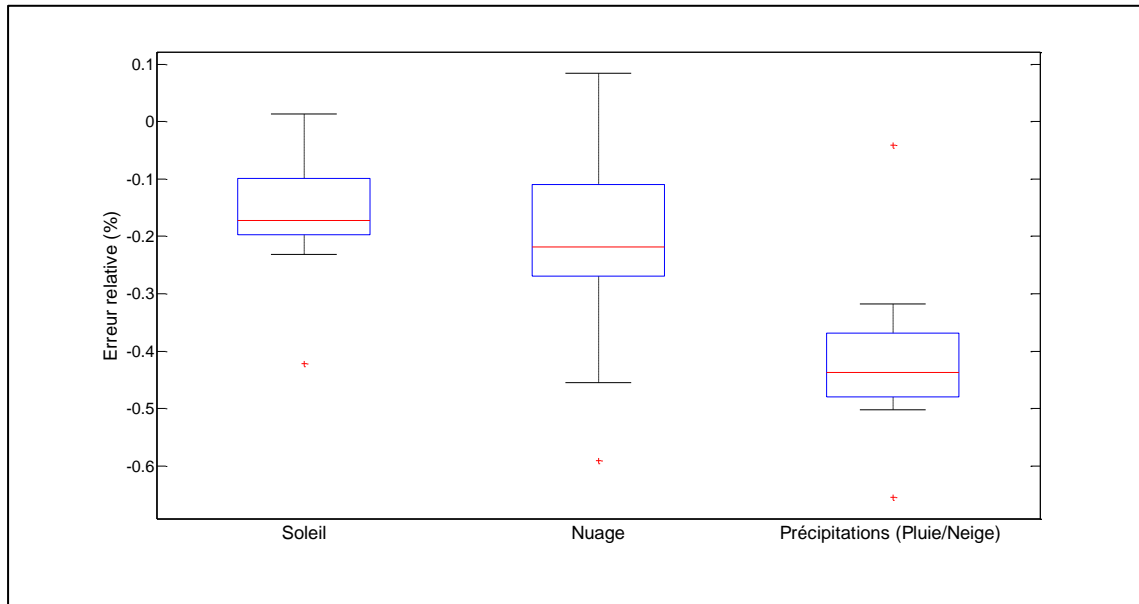


Figure 75 : Box plots de l'erreur relative par rapport au type de temps

D'autre part, le modèle est plus performant pour les cas de conduite agressive (cf. Figure 76) avec une erreur relative $< 20\%$.

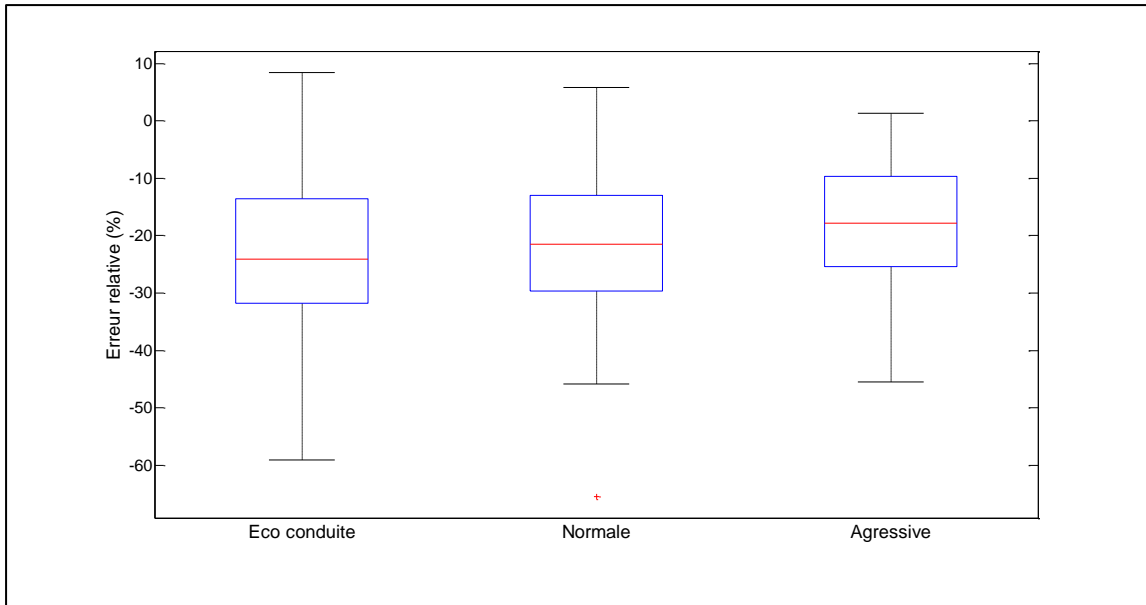


Figure 76 : Box plots de l'erreur relative par rapport au type de conduite

Le dernier facteur étudié est le type de topologie. La Figure 77 indique clairement que, d'une part, l'erreur d'estimation du modèle est plus importante dans les trajets comportant de fortes montées, et que d'autre part, la plus forte variation se retrouve dans les trajets mixtes.

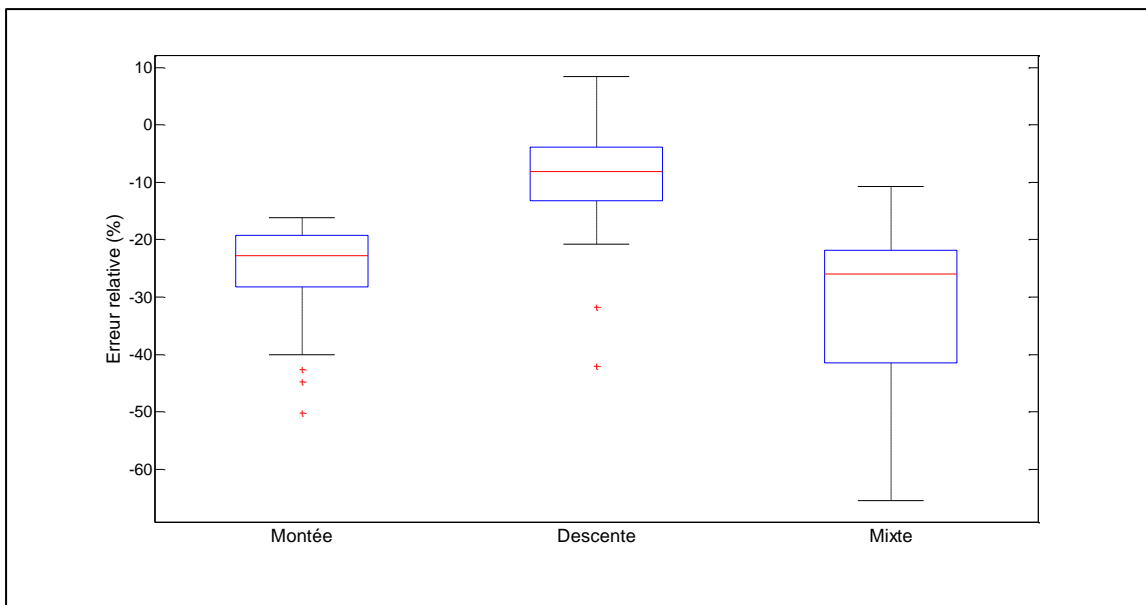


Figure 77 : Box plots de l'erreur relative par rapport à la typologie de la route

Pour conclure, nous pouvons affirmer que le modèle d'estimation se comporte correctement par rapport aux situations avec une température externe comprise dans les intervalles préconisés par les constructeurs de batteries. Néanmoins, nous avons mis en évidence une très forte augmentation de l'erreur lors des précipitations. Cette augmentation peut être justifiée, d'une part, par l'utilisation des essuie-glaces, et d'autre part, par le système de réchauffement de la batterie. Nous rappelons que dans notre cas les autres accessoires comme la climatisation ou le chauffage n'ont pas été actionnés pendant l'expérimentation.

Cependant, nous pouvons noter les bonnes performances du modèle devant une conduite agressive où, pourtant, le nombre de changements de régime est important, et pour les trajets de type périurbain.

IV. CONCLUSIONS

Nous avons réussi, à travers ce chapitre, à mettre en évidence l'importance de la construction d'un graphe énergétique pour la mise en place du calculateur d'itinéraire e-SPP. Cela nous a permis de confronter notre prototype de calculateur d'itinéraire aux données recueillies lors de l'expérimentation avec le véhicule électrique.

Les trajets proposés par notre prototype e-SPP sont comparés aux données réelles issues des mesures effectuées sur le véhicule électrique. Les premiers résultats montrent les limites de la modélisation avec des régimes de vitesse élémentaires. En effet, les trajets proposés par notre calculateur d'itinéraire sont peu cohérents avec les mesures réelles. Nous avons souligné les limites des données issues d'OSM telles que les erreurs sur les vitesses et sur les distances propres aux arcs du graphe. Cependant, lorsque les erreurs liées aux limitations de vitesse issues d'OSM sont corrigées, les schémas de modélisation proposés obtiennent de bon résultats. D'ailleurs, nous avons montré qu'il est possible d'améliorer les performances de notre calculateur en prenant en compte la typologie des sections de route et en adaptant des profils de vitesse mixtes (combinaison des profils élémentaires). Ainsi, la qualité de détection des chemins optimaux et l'erreur d'estimation du calculateur d'itinéraire sont largement corrigées.

La seconde partie du chapitre nous a permis d'identifier les paramètres ayant une influence sur la consommation des véhicules électriques dans laquelle nous avons pu quantifier l'impact de chaque facteur comme la nature du trafic observé, la typologie des trajets, la météorologie... Par ailleurs, nous avons réussi à définir les éléments qui ont une influence significative sur la qualité d'estimation de notre modèle de consommation dynamique. Cette étude nous a permis, également, d'identifier les paramètres à prendre en considération (tels que la température externe, le type de précipitation...) afin d'améliorer les futures versions du prototype proposé (e-SPP).

CHAPITRE 6
CONCLUSIONS GENERALES
ET PERSPECTIVES

A l'issue de cette thèse, une gamme d'outils pour l'optimisation de la consommation des véhicules électriques a pu être réalisée. Quatre points principaux ont été abordés : la modélisation du fonctionnement d'un véhicule électrique dans la perspective d'une estimation dynamique de sa consommation, le déploiement optimal des infrastructures de recharge à l'échelle d'une agglomération urbaine, l'optimisation des itinéraires avec la recharge en cours de route et leur validation expérimentale.

I. SYNTHÈSE DES RÉALISATIONS ET CONTRIBUTIONS

Les travaux réalisés dans le cadre de cette thèse portent sur le développement d'outils pour l'optimisation de la consommation des véhicules électriques à destination des opérateurs de mobilité urbaine et des utilisateurs de véhicules électriques.

La première partie de ce projet de recherche s'est intéressée aux modèles dynamiques d'estimation de la consommation des véhicules électriques. Cette thématique nous a permis d'identifier les prérequis nécessaires à la conception d'outils d'optimisation pour ce type de mobilité. Nous avons pu présenter les spécificités liées à l'électromobilité, telles que l'autonomie limitée, la capacité de récupération des véhicules. Un bref état de l'art sur les modèles d'estimation dynamique a introduit le choix d'un modèle de consommation fondé sur la modélisation systémique. Ces tests ont été réalisés sur un modèle dynamique issu de la bibliothèque VEHLIB. Ces derniers ont mis en lumière les forces et les limites d'utilisation de ce type de modèle pour les thématiques d'optimisation de l'usage des véhicules électriques. Ainsi, nous avons pu évaluer l'adaptabilité du modèle par rapport aux deux autres thématiques abordées dans cette thèse, puis effectué quelques essais préliminaires.

Dans la deuxième partie, nous nous sommes intéressés à la thématique du déploiement optimal des infrastructures de recharge concernant les véhicules électriques dans un milieu urbain. Nous avons présenté un bref état de l'art des méthodes classiques d'affectation de ressources, puis nous avons fait la transition vers les récentes études qui concernent l'affectation optimale des stations de recharge à l'échelle d'une agglomération urbaine. A la suite de cet examen, nous avons proposé une méthodologie complète pour la résolution de ce type de problème. Cette méthodologie se caractérise par une approche de résolution basée sur l'analyse des flux urbains pour la détermination des zones d'affluence. Les données issues de l'enquête ménages déplacements de la zone du Grand Lyon ont été utilisées comme base pour la création des zones d'affluence, traduites ensuite en clusters de demande. Cette demande de mobilité est convertie en demande énergétique à l'aide du modèle d'estimation dynamique. Ce modèle s'est avéré très efficace pour l'estimation de la demande énergétique en moyennant une construction rigoureuse des inputs sous forme de cycles de vitesse issus de plus court chemin construit à partir des matrices origine destination. Puis, une phase de sélection des sites d'affectation des stations de recharge a été réalisée. La liste des sites potentiels est déterminée à partir de cette étape. Ces différentes étapes ont mené à la détermination des paramètres d'un modèle d'optimisation linéaire à variables mixtes, construit pour répondre aux besoins du plan de déploiement des infrastructures de recharge. Ce modèle est testé suivant différents types de scénarios, où les hypothèses simulant l'évolution de la demande énergétique par rapport au taux de pénétration des véhicules électriques sont explorées.

La troisième partie s'est penchée sur les méthodes de calcul d'éco-itinéraire optimal (problème du plus court chemin). Les adaptations des approches classiques aux véhicules électriques sont présentées et analysées. A la suite de cette investigation, nous avons proposé une méthode qui consiste à déterminer les chemins les plus économes en énergie. Cette méthode offre la possibilité de fournir des solutions transitant par les stations de recharge lorsque l'autonomie du véhicule électrique ne suffit pas pour terminer le trajet.

Le plus court chemin est calculé à l'aide d'algorithmes caractéristiques qui intègrent les spécificités des véhicules électriques. Par la suite, une deuxième couche d'optimisation est appliquée aux sorties des algorithmes de plus court chemin afin de déterminer le plan de recharge optimale pour les itinéraires nécessitant plus d'une recharge. En effet, cette couche d'optimisation intègre deux critères d'optimisation. Ces critères minimisent le temps de recharge, le temps de parcours et/ou le nombre de recharges.

La validation de la méthode proposée est réalisée sur un graphe énergétique. Ce graphe énergétique est construit à partir d'un graphe routier classique où, pour chaque section de route, une consommation énergétique est estimée à l'aide du modèle d'estimation dynamique. Cette estimation se fait sur 4 types de régimes de vitesses. Un prototype de calculateur d'itinéraire est implémenté et testé sur un graphe modélisant le graphe routier de la zone métropolitaine du Grand Lyon. Les données utilisées pour ce calculateur sont issues des cartes OpenStreetMap. Ces données sont complétées par des données altimétriques générées à partir des bases de données IGN bd Alti 25. Les arcs de consommation énergétique sont construits à partir du modèle du véhicule Citroën C-zéro issu de la librairie VEHLIB.

L'une des contributions les plus importantes de cette thèse réside dans la phase finale de validation. Cette dernière est réalisée à l'aide de déplacements et trajets sur des itinéraires proposés par notre prototype. Pour y parvenir, nous avons équipé un véhicule électrique avec des capteurs de position et de mesures de consommation. A la suite de cet exercice, nous avons comparé les résultats obtenus pour les quatre régimes de vitesses. Cette comparaison nous a permis d'évaluer et d'améliorer la qualité des solutions proposées par notre calculateur d'itinéraire. Nous avons souligné les faiblesses des régimes proposés et des cartes OpenStreetMap (OSM) utilisées. Puis, nous avons proposé une amélioration qui permet de minimiser les erreurs dues à la qualité des cartes pour minimiser l'erreur totale d'estimation de la consommation.

Enfin, pour donner plus de crédibilité à notre démarche, nous avons réalisé une étude statistique qui nous a permis d'analyser et déterminer les facteurs les plus influents sur la consommation énergétique des véhicules électriques.

II. PERSPECTIVES DE RECHERCHE

Plusieurs perspectives de recherche peuvent être envisagées dans la continuité des travaux de cette thèse. La plus pressante concerne notamment l'amélioration des cartes utilisées pour la construction du graphe routier. En effet, à l'heure actuelle, les données OSM disponibles ne permettent pas la conception d'un calculateur d'itinéraire fiable. Certes, ces cartes sont constamment remises à jour, mais elles n'offrent pas encore une couverture complète du réseau actuel sans oublier le manque de fiabilité des données déjà recensées. En effet, la pérennité d'une plateforme de calcul d'itinéraire est étroitement liée à la qualité du graphe utilisé. Même si un tel objectif dépasse largement le cadre de nos travaux, une

évaluation, comparaison, voire un croisement des différentes sources de données disponibles, aux formats libre ou payant (ex : Navteq, TéléAtlas) serait profitable à tout calculateur d'itinéraires.

La seconde piste de recherche concerne l'amélioration du modèle de déploiement de stations de recharge. Ce dernier doit évoluer vers une échelle globale qui intègre d'autres facteurs, comme la consommation énergétique sur les réseaux électriques. Cette évolution permettra de se rapprocher de la thématique des *Smart Grids*. En effet, l'optimisation d'une ville intelligente (*smart city*) ne saurait s'accomplir hors d'un contexte multi-échelle et multi-physique.

Une troisième piste d'investigation réside dans la modélisation des régimes de vitesse utilisée pour l'estimation de la consommation dans les arcs des graphes énergétiques (routier). Une analyse basée sur les historiques de déplacement avec prise en charge des temps de parcours variables peut améliorer manifestement la qualité de l'estimation. Cette analyse peut constituer une bonne base pour l'application des algorithmes de plus court chemin stochastique où les techniques qui intègrent les temps de parcours variables permettront de mieux refléter la réalité du trafic routier.

Au niveau algorithmique, une piste de recherche consisterait à adapter les méthodes classiques de calcul de plus court chemin multicritères au problème du véhicule électrique en intégrant la possibilité de recharger en route. La méthode permettrait alors de trouver un compromis entre différents critères, tels que prédéfinis par un usager dans un système d'information voyageurs sur internet : plus courts chemins d'un point A à un point B avec véhicule électrique, prenant potentiellement en compte la consommation énergétique, le temps de parcours, le coût monétaire, ou autre. Tout l'enjeu d'une optimisation multi-objectif résiderait alors dans le passage à l'échelle pour des réseaux de grande taille et sa possible intégration dans un calculateur d'itinéraires. Rappelons d'ailleurs que notre travail de thèse a été guidé par des considérations opérationnelles, la valorisation à court terme étant l'intégration des méthodes proposées dans un calculateur d'itinéraires multimodaux développé au LICIT, TEMPUS (tempus.ifsttar.fr). En ce sens, une extension naturelle de nos travaux résiderait dans l'intégration de la classe « véhicules électriques » parmi une optimisation multimodale des trajets dans la ville : voitures électriques en libre-service utilisées lors d'une partie du trajet seulement, optimisation de chaînes de déplacement spécifiées par l'utilisateur.

Au bout des trois années de ce travail de thèse, le véhicule électrique se retrouve plus que jamais d'actualité et les applications, services, autour de ce nouveau type de mobilité devraient foisonner à court terme. En proposant une approche pluridisciplinaire, focalisée sur des finalités opérationnelles, nous espérons que ce travail de thèse aura permis de contribuer à l'élaboration d'outils d'aide à la décision pertinents pour accompagner l'essor de la mobilité électrique.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] "CO2 Emission from fuel combustion highlights 2013 Edition," International Energy Agency.
- [2] EDF, "EDF, acteur incontournable de la mobilité électrique," Dossier de presse, 2010.
- [3] Electric transportation engineering corporation, "Electric vehicle charging infrastructure deployment guidelines British Columbia," 2009.
- [4] R. Trigui, B. Jeanneret and F. Badin, "Modélisation systématique de véhicules hybrides en vue de la prédiction de leurs performances énergétiques et dynamiques. Construction de la bibliothèque de modèles VEHLIB," *Recherche Transport Sécurité*, vol. 83, pp. 129-150, 2004.
- [5] R. Trigui, R. Derollepot, P. Kreczanic, L. Poupon and C. Philipps-Bertin, "Use analysis and systemic modeling of a new generation EV for autonomy optimization," *European Electric Vehicle Congress*, 2014.
- [6] F. Badin, "Hybrid power train modelling Realisation of an energy-pollution balance of a hybrid vehicle in real-world usage conditions," Thèse de doctorat de l'Université de Savoie, 1997.
- [7] T. Markel, A. Brooker, T. Hendricks, V. Johnson, K. Kelly, K. Kramer, M. O'Keefe, S. Sprik and K. Wipke, "Advisor. A systems Analysis Tool for Advanced Vehicle Modeling," *Journal of Power Sources*, vol. 110, no. 2, pp. 255–266, 2002.
- [8] M. Mc Keshnie, Veh digital computer program, Belvoir Va, Etats Unis: Defense Technical Information Center, 1969.
- [9] J. Trapy, "Prévision par la simulation des émissions de polluants d'un véhicule," *Oil and Gas Science and Technology, revue de l'IFP*, vol. 35, no. 6, pp. 1057-1064, 1980.
- [10] J.-P. Roumegoux, "Contribution à la modélisation de la demande énergétique des véhicules industriel," Thèse de doctorat de l'Ecole Centrale de Lyon, 1990.
- [11] F. Badin and B. Akabla, "Projet VERT: Notice d'utilisation du logiciel de simulation," Rapport INRETS, 9519, 1995.
- [12] B. Jeanneret, F. Badin and R. Trigui, "Drive train evaluation using simulation, Application to the V2g/VEG vehicle developper by ALSTOM and Renault," in *EVS 15*, Bruxelles, Belgique, 1998.
- [13] P. Chapoulie, Modélisation systémique pour la conception de véhicules électriques multi-sources : Application aux véhicules équipés de générateurs photovoltaïques ou de super condensateurs, Thèse de doctorat de l'Université de Toulouse, 1999.
- [14] S. Astier, Des machines à aimants permanents aux systèmes énergétiques autonomes. Systémique, électricité et développement durable, Habilitation à diriger des recherches,

Université de Toulouse, 2003.

- [15] W. Lhomme, "Gestion d'énergie de véhicules électriques hybrides basée sur la représentation énergétique macroscopique," Thèse de doctorat de l'Université de Lille, 2007.
- [16] D. Karnopp, D. L. Margolis and R. C. Rosenberg, System dynamics: a unified approach, Second edition, New York: Wiley-Interscience , 1990.
- [17] E. Vinot, J. Scordia, R. Trigui, B. Jeanneret and F. Badin, "Model simulation, validation and case study of the 2004 THS of Toyota Prius," *Int. J. Vehicle Systems Modelling and Testing*, vol. 3, no. 3, 2008.
- [18] M. André, "Real-world driving cycles for measuring cars pollutant emissions – Part A: The ARTEMIS European driving cycles," Rapport INRETS-LTE 0411, 2004.
- [19] «A European Economic Recovery Plan,» Communication from the commission to the European Council, 2008. [En ligne]. <http://eur-lex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2008:0800:FIN:en:PDF>. [Accès le 18 Mars 2014].
- [20] ADEME, "Strategic Roadmap for plug-in electric and hybrid vehicle charging infrastructure," 2010.
- [21] E. COMMISSION, «Roadmap to a Single European Transport Area – Towards a competitive and resource efficient transport system,» 2011. [En ligne]. <http://eurlex.europa.eu/LexUriServ/LexUriServ.do?uri=COM:2011:0144:FIN:en:PDF>. [Accès le 11 03 2014].
- [22] X. Wei-dong and L. Wei, "Modeling and Simulation of Public EV Charging Station with Power Storage System," in *International Conference on Electric Information and Control Engineering (ICEICE)*, China, 2011.
- [23] D. A. Kirsch, "The Electric Vehicle and the Burden of History," *New Brunswick, New Jersey, and London: Rutgers University Press.*, pp. 153–162, 2000.
- [24] I. Frade, A. Ribeiro, G. Gonçalves and A. Antunes, "Optimal Location of Charging Stations for Electric Vehicles in a Neighborhood in Lisbon, Portugal," *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, vol. 2252, pp. 91–98, 2012.
- [25] M. Andrews, M. Dogru, J. Hobby, Y. Jin and G. Tucci, "Modeling and Optimization for Electric Vehicle Charging Infrastructure," *submitted to Innovative Smart Grid Technologies Conference 2013*.
- [26] C. K. Sung Hoon Chung, "Multi-Period Planning for Electric-Car Charging Station Locations: a Case of Korean Expressways," *European Journal of Operational Research.*, vol. 242(2), pp. 677–687, 2012.
- [27] Y.-W. Wang and C.-C. Lin, "Locating road-vehicle refueling stations," *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 45, pp. 821–829, 2009.

- [28] Y.-W. Wang and C.-R. Wang, "Locating passenger vehicle refueling stations," *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, vol. 46, pp. 791–801, 2010.
- [29] X. Xi, R. Sioshansi and V. Marano, "A Simulation-Optimization Model for Location of a Public Electric Vehicle Charging Infrastructure," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 22, pp. 60–69, 2013.
- [30] Y.-W. Wang, "Locating battery exchange stations to serve tourism transport: A note," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 13, no. 3, pp. 193–197, 2008.
- [31] T. D. Chen, M. Khan and K. M. Kockelman, "The electric vehicle charging station location problem : a parking-based assignment method for Seattle," *Proceedings of the 92nd Annual Meeting of the Transportation Research Board in Washington DC*, 2013.
- [32] I. Frade, A. Ribeiro, G. Gonçalves and A. Antunes, "An optimization model for locating electric vehicle charging stations in central urban areas," *Proceedings of the 90nd Annual Meeting of the Transportation Research Board in Washington DC*, 2011.
- [33] Y.-W. Wang, "An optimal location choice model for recreation-oriented scooter recharge stations," *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 13, pp. 193–197, 2008.
- [34] S. Hakimi, "Optimum location of switching centers and the absolute centers and medians of a graph," *Operations Research*, vol. 12, pp. 450-459, 1964.
- [35] S. Hakimi, "Optimum location of switching centers in a communications network and some related graph theoretic problems," *Operations Research*, vol. 13, pp. 462-475 , 1965.
- [36] C. Toregas, R. Swain, C. ReVelle and L. Bergman , "The location of emergency service facilities," *Operations Research*, vol. 19, pp. 1363–1373, 1971.
- [37] R. R. C. Church, "The maximal covering location problem," *Papers of the Regional Science Association*, vol. 32, pp. 101–118., 1974.
- [38] T. H. Cormen, C. E. Leiserson, R. L. Rivest and C. Stein, *Introduction to Algorithms*, Massachusetts: The MIT Press, 2nd ed, 2001.
- [39] S. K. Stein, "Two combinatorial covering theorem," *Journal of combinatorial theory series A*, no. 16, pp. 391-397, 1974.
- [40] D. S. Johnson, "Approximation algorithms for combinatorial problems," *Journal of Computer and System Sciences*, no. 9, pp. 256-278, 1974.
- [41] M. Garey and D. Johnson, *Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness*, New York: W. H. Freeman and Co, 1979.
- [42] N. Megiddo, E. Zemel and S. Hakimi, "The maximal coverage location problem," vol. 4, pp. 253-261, 1983.
- [43] J. Current, M. Daskin and D. Schilling, *Facility Location: Applications and Theory*, Springer-

Verlag, 2001.

- [44] M. S. Daskin, *Network and Discrete Location: Models, Algorithms and Applications*, JohnWiley, New York., 1995.
- [45] M. Daskin and S. Owen, "Two new location covering problems: The partial covering p-center problem and the partial set covering problem," *Geographical Analysis*, vol. 31, pp. 217-235, 1998.
- [46] C. Revelle and G. Laporte, "The Plant Location Problem: New Models and Research Prospects," *Operations Research*, vol. 44, pp. 864-874, 1996.
- [47] M. Balinski, "Integer Programming: Methods, Uses, Computation," *Management Science*, vol. 12, pp. 253-313, 1965.
- [48] I. M. P. Hansen, "Dispersing Facilities on a Network," *Presentation at the TIMS/ORSA joint National Meeting, Washington, D.C.*, 1988.
- [49] E. Erkut, "The discrete p-dispersion problem," *European Journal of Operation research*, vol. 46, pp. 48-60, 1990.
- [50] M. Kuby, "The p-dispersion and maximum dispersion problems," *Geographical Analysis*, vol. 19, pp. 315-329, 1987.
- [51] D. Schilling, D. Elzinga, J. Cohon and R. Church, "The TEAM/FLEET models for simultaneous facility and equipment siting," *Transportation Science*, vol. 13, pp. 163-175, 1979.
- [52] K. R. C. Hogan, "Concepts and applications of backup coverage," *Management Science*, vol. 34, pp. 1434-1444, 1986.
- [53] M. Gendreau, G. Laporte and F. Semet, "Solving an ambulance location model by Tabu search," *Location Science*, vol. 5, pp. 75-88, 1997.
- [54] G. M. Roodman and L. B. Schwarz, "Optimal and heuristic facility phaseout," *AIIE Transactions*, vol. 7, pp. 177-184, 1975.
- [55] G. O. Wesolowsky and W. G. Truscott, "The multiperiod location-allocation problem with relocation of facilities," *Management Science*, vol. 22, pp. 57-65, 1975.
- [56] T. J. Van Roy and D. Erlenkotter, "A dual-based procedure for dynamic facility location," *Management Science*, vol. 28, pp. 1091-1105, 1982.
- [57] J. F. Campbell, "Locating transportation terminals to serve an expanding demand," *Transportation Research*, vol. 24B, pp. 173-192, 1990.
- [58] Z. Drezner, "Dynamic facility location: The progressive p-median problem," *Location Science*, vol. 3, pp. 1-7, 1995.
- [59] S. H. Owen and M. S. Daskin, "Strategic facility location: A review," *European Journal of*

- Operational Research*, vol. 111, pp. 423-447, 1998.
- [60] J. Current, S. Ratick and C. Revelle, "Dynamic facility location when the total number of facilities is uncertain: A decision analysis approach," *European Journal of Operational Research*, vol. 110, no. 3, pp. 597–609, 1998.
- [61] L. Brotcorne, G. Laporte and F. Semet, "Ambulance location and relocation models," *European Journal of Operational Research*, vol. 147, pp. 451–463, 2003.
- [62] M. Daskin, "A maximum expected location model: Formulation, properties and heuristic solution," *Transportation Science*, vol. 7, pp. 48–70, 1983.
- [63] J. B. J. Repepe, "Developing and validating a decision support system for locating emergency medical vehicles in Louisville, Kentucky," *European Journal of Operational Research*, no. 75, pp. 567–581, 1994.
- [64] C. ReVelle and K. Hogan, "The maximum availability location problem," *Transportation Science*, no. 23, p. 192–200, 1989.
- [65] M. L. L. Ball, "A reliability model applied to emergency service vehicle location," *Operations Research*, vol. 41, pp. 18–36, 1993.
- [66] M. Mandell, "Covering models for two-tiered emergency medical services systems," *Location Science*, vol. 6, p. 355–368, 1998.
- [67] L. JIA, Z. HU and Z. Luo, "Optimal Siting and Sizing of Electric Vehicle Charging Stations," *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International*, 2012.
- [68] Sytral, "Household travel survey of the metropolitan area of Lyon," Lyon, 2006.
- [69] Dijkstra, E, "A note on two problems in connexion with graphs," *Numerische Mathematik*, vol. I, pp. 269–271, 1959.
- [70] L. R. Ford, "Network flow theory," *Technical report, RAND*, 1956.
- [71] R. Bellman, "On a routing problem," *Quarterly of Applied Mathematics*, vol. 16(1), pp. 87–90, 1958.
- [72] E. F. Moore, "The shortest path through a maze," *Proc. Internat. Sympos. Switching Theory 1957, Part II*, p. 285–292, 1957.
- [73] D. Schultes, Route Planning in Road Networks, Thèse de doctorat de l'Université de Karlsruhe (KIT), 2008.
- [74] J. J. Williams, "Algorithm 232 (heapsort)," *Communications of the ACM*, vol. 7, pp. 347–348, 1964.
- [75] M. L. Fredman and R. E. Tarjan, "Fibonacci heaps and their uses in improved network optimization algorithms," *Journal of the ACM*, vol. 34, no. 3, pp. 596–615, 1987.

- [76] R. B. Dial, "Algorithm 360: Shortest-path forest with topological ordering," *Communications of the ACM*, vol. 12, no. 11, pp. 632–633, 1969.
- [77] G. B. Dantzig, *Linear Programming and Extensions*, Princeton University Press, 1962.
- [78] P. Hart, N. Nilsson and B. Raphael, "A Formal Basis for the Heuristic Determination of Minimum Cost Paths," *IEEE Trans. on Sys. Science and Cybernetics*, no. 4, pp. 100–107, 1968.
- [79] R. Sedgewick and J. S. Vitter, "Shortest paths in euclidean graphs," *Algorithmica*, vol. 1, no. 1, pp. 31–48, 1986.
- [80] A. V. Goldberg and R. F. Werneck, "Computing point-to-point shortest paths from external memory," *Workshop on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX)*, pp. 26–40, 2005.
- [81] J. Maue, P. Sanders and D. Matijevic, "Goal directed shortest path queries using Precomputed Cluster Distances," *5th Workshop on Experimental Algorithms (WEA)*, pp. 316–328, 2006.
- [82] F. Schulz, D. Wagner and K. Weihe, "Dijkstra's algorithm on-line: An empirical case study from public railroad transport," *3rd Workshop on Algorithm Engineering (WAE)*, vol. 1668, pp. 110–123, 1999.
- [83] F. Schulz, D. Wagner and K. Weihe, "Dijkstra's algorithm on-line: an empirical case study from public railroad transport," *ACM Journal of Experimental Algorithmics*, vol. 5, no. 12, 2000.
- [84] D. Wagner and T. Willhalm, "Geometric speed-up techniques for finding shortest paths in large sparse graphs," *11th European Symposium on Algorithms (ESA)*, vol. 2832, pp. 776–787, 2003.
- [85] D. Wagner, T. Willhalm and C. Zaroliagis, "Dynamic shortest path containers," *3rd Workshop on Algorithmic Methods and Models for Optimization of Railways (ATMOS'03)*, vol. 92, pp. 65–84, 2004.
- [86] T. Willhalm, *Engineering Shortest Path and Layout Algorithms for Large Graphs*, Karlsruhe: These de doctorat de l'Université de Karlsruhe, 2005.
- [87] M. Hilger, *Accelerating point-to-point shortest path computations in large scale networks*, Thèse de doctorat de l'Université de Berlin, 2007.
- [88] E. Köhler, R. H. Möhring and H. Schilling, "Acceleration of shortest path and constrained shortest path computation," *4th International Workshop on Efficient and Experimental Algorithms (WEA)*, 2005.
- [89] H. Köhler, R. H. Möhring and H. Schilling, "Fast point-to-point shortest path computations with arc-flags," *9th DIMACS Implementation Challenge*, 2006.
- [90] U. Lauther, "An experimental evaluation of point-to-point shortest path calculation on roadnetworks with precalculated edge-flags," *9th DIMACS Implementation Challenge*, 2006.
- [91] R. Möhring, H. Schilling, B. Schütz, D. Wagner and T. Willhalm, "Partitioning graphs to speed up Dijkstra's algorithm. In," *4th International Workshop on Efficient and Experimental Algorithms*

- (WEA), p. 189–202, 2005.
- [92] R. Möhring, H. Schilling, B. Schütz, D. Wagner and T. Willhalm, "Partitioning graphs to speed up Dijkstra's algorithm," *ACM Journal of Experimental Algorithmics*, vol. 11, no. Article 2.8, pp. 1–29, 2006.
- [93] G. Karypis and V. Kumar, "A fast and high quality multilevel scheme for partitioning irregular graphs," *SIAM Journal on Scientific Computing*, no. 20(1), pp. 359–392, 1998.
- [94] G. Karypis, «METIS: Family of multilevel partitioning algorithms,» 1995. [En ligne]. <http://www-users.cs.umn.edu/~karypis/metis/>. [Accès le 2015 02 16].
- [95] K. Ishikawa, M. Ogawa, S. Azume and T. Ito, "Map Navigation Software of the Electro Multivision of the 91 Toyota Soarer," *IEEE Int. Conf. Vehicle Navig*, pp. 463–473, 1991.
- [96] G. Jagadeesh, T. Srikanthan and K. Quek, "Heuristic techniques for accelerating hierarchical routing on road networks," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 3, no. 4, pp. 301–309, 2002.
- [97] R. Geisberger, P. Sanders, D. Schultes and D. Delling, "Contraction hierarchies: faster and simpler hierarchical," *In Proceedings of the 7th international, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, WEA'08*, pp. 319–333, 2008.
- [98] D. Schultes and P. Sanders, "Dynamic highway-node routing," *6th Workshop on Experimental Algorithms (WEA)*, vol. 4525, pp. 66–79, 2007.
- [99] H. Bast, S. Funke and D. Schultes, "Fast routing in road networks with transit nodes," *Science*, vol. 316(5824):566, 2007.
- [100] P. Sanders and D. Schultes, "Robust, almost constant time shortest-path queries in road networks," *9th DIMACS Implementation Challenge*, 2006.
- [101] K. Müller, Design and implementation of an efficient hierarchical speed-up technique for computation of exact shortest paths in graphs, Thèse de doctorat de l'Université de Karlsruhe, 2006.
- [102] A. V. Goldberg, H. Kaplan and R. F. Werneck, "Better landmarks within reach," *6th Workshop on Experimental Algorithms (WEA)*, vol. 4525, pp. 38–51, 2007.
- [103] R. Bauer and D. Delling, "SHARC: Fast and robust unidirectional routing," *Workshop on Algorithm Engineering and Experiments (ALENEX)*, 2008.
- [104] R. Bauer, D. Delling, P. Sanders, D. Schieferdecke, D. Schultes and D. Wagner, "Combining hierarchical and goal-directed speed-up techniques for Dijkstra's algorithm," *7th Workshop on Experimental Algorithms (WEA)*, 2008.
- [105] J. Y. Yen, "An algorithm for finding shortest routes from all source nodes to a given destination in general networks," *Quarterly of Applied Mathematics*, vol. 27, pp. 526–530, 1970.

- [106] J. Y. Yen, "Another algorithm for finding the K shortest-loopless network paths," vol. 20, pp. 185, 1972.
- [107] M. J. Bannister and D. Eppstein, "Randomized speedup of the Bellman–Ford algorithm," *Analytic Algorithmics and Combinatorics (ANALCO12), Kyoto, Japan*, pp. 41–47, 2012.
- [108] H.-S. Lin, N. Gertsch and J. R. Russell, "A linear-time algorithm for finding optimal vehicle refueling policies," *Operations Research Lett*, vol. 35, no. 3, pp. 290-296, 2007.
- [109] S. Khuller, A. Malekian and J. Mestre, "To fill or not to fill: the gas station problem," *Proceedings of the 15th Annual European Symposium on Algorithms*, vol. 4698, pp. 534–545, 2008.
- [110] S.-H. Lin, "Finding optimal refueling policies in transportation networks," *Algorithmic Aspects in Information and Management*, vol. 5034, pp. 280-291, 2008.
- [111] Y. Suzuki, "A generic model of motor-carrier fuel optimization," *Naval Research Logistics*, vol. 55, no. 8, pp. 737-746, 2008.
- [112] A. A. Artmeier, J. Haselmayr, M. Leucker and M. Sachenbacher, "The Shortest Path Problem Revisited: Optimal Routing for Electric Vehicles," *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, pp. 309–316, 2010.
- [113] M. Sachenbacher, M. Leucker, A. Artmeier and J. Haselmayr, "Efficient Energy-Optimal Routing for Electric Vehicles," in *Proceedings of the Twenty-Fifth AAAI conference on Artificial Intelligence*, 2011.
- [114] J. Eisner, S. Funke and S. Storandt, "Optimal Route Planning for Electric Vehicles in Large Networks," *Proceedings of the Twenty-Fifth AAAI Conference on Artificial Intelligence*, pp. 1108-1113, 2011.
- [115] D. Johnson, "Efficient algorithms for shortest paths in sparse networks," *ACM 24*, pp. 1-13, 1977.
- [116] J. Adler, P. B. Mirchandani, G. Xue and M. Xia, "THE ELECTRIC VEHICLE SHORTEST WALK PROBLEM," *A Journal of Infrastructure Modeling and Computation: Networks and Spatial Economics*, no. 1572-9427, 2014.
- [117] T. M. Sweda and D. Klabjan, "Finding minimum-cost paths for electric vehicles," in *IEEE International Electric Vehicle Conference*, 2012.
- [118] M. Schneider, A. Stenger and D. Goetze, "The Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows and Recharging," Technical Report, University of Kaiserslautern, 2012.
- [119] S. Mirzaei and K. Krishnan, "Node Formulation and a Heuristic Algorithm for Location Routing Problem of Electric-Powered Vehicles," in *Proceedings of the 7th Annual GRASP Symposium, Wichita State University.*, 2011.
- [120] G. Clarke and W. Wright, "« Scheduling of Vehicles from a Central Depot to a Number of Delivery Points »,," *Operations Research*, vol. 12, no. 4, pp. 568–581, 1964.

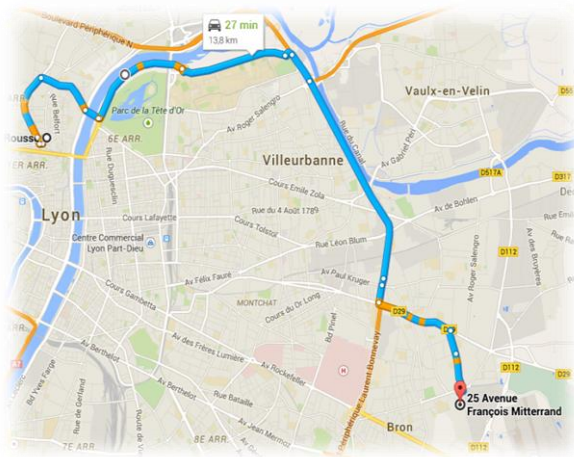
- [121] S. Storandt, J. Eisner and S. Funke, "Enabling E-Mobility: One Way, Return, and with Loading Stations," in *27th AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Bellevue, Washington, USA, 2013.
- [122] O. Arslan, B. Yildiz and O. E. Karasan, "Minimum Cost Path Problem for Plug-in Hybrid Electric Vehicles," *Submitted to Elsevier, Jan 2014*, 2014.
- [123] Introduction to Algorithms, Massachusetts: The MIT Press, 2nd ed, 2001.
- [124] J. Y. Yen, "Finding the K shortest loopless paths in a network," *Management Science*, vol. 17, pp. 712–716, 1971.

ANNEXE

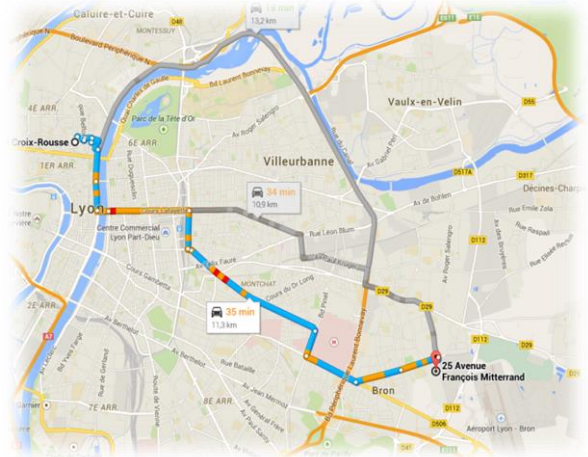
Tableau 28: Liste des modèles d'affectation de stations de recharge

Auteurs	Model	Objectifs	Contraintes sur les serveurs	Contraintes sur la demande	Types de serveurs	Spécificités
Wang (2007/2008) [33]	Modèle de couverture : (LMLRS)	Minimiser le coût d'affectation des stations	Non-dépassement de capacité dans les sites lors de l'affectation	Temps de rechargement. suffisant pour réaliser tout le trajet. La demande formulée comme des déplacements à satisfaire.	Station de recharge niveau I ou II.	Stations de recharge pour 2RM électrique. Sites localisés dans les destinations. Introduction de la notion de temps de rechargement. Plusieurs chargeurs dans une station de recharge.
Wang (2008) [30]	Modèle de couverture : (BESLM)	Minimiser le coût d'affectation des stations de recharge	Contraintes sur le nombre de véhicule en recharge et station selon la capacité du site (limite d'énergie)	Satisfaire la demande de déplacement de chaque scooter électrique	Remplacement de batterie.	Extension du (LMLRS) pour un système de remplacement de batterie.
Wang (2009) [27]	Modèle de couverture : (LRVRS)	Minimiser le coût d'affectation des stations	Contraintes sur le nombre de véhicules en recharge et station selon la capacité du site (limite d'énergie)		Charge rapide ou remplacement de batterie	Extension du (BESLM) pour les véhicules à énergie alternative
Wang (2010) [28]	Modèle de couverture : (LPVRS)	Optimiser deux objectifs : couverture maximale et coût d'affectation minimale	Contraintes sur le nombre de véhicules en recharge et station selon la capacité du site (limite d'énergie)		Charge rapide ou remplacement de batterie	Amélioration du (LRVRS)
Frade et al. (2011) [32]	Modèle de couverture : (LCS)	Maximiser la demande couverte dans deux périodes d'étude (nuit et jour)	Limite sur le nombre de station de recharge	contrainte sur le nombre de bornes dans les stations de recharge	recharge lente /lieu de travail et domicile	Modèle de couverture de demande Demande issue de régression linéaire multiple Site d'affectation: parking de Lisbonne
Jia et al. (2012) [67]	Modèle de couverture : (OSEVCS)	Minimiser les coûts d'affectation (investissement) et exploitation des déplacements vers les sites potentiels de la demande)	Contrainte de capacité des sites d'affectation	Contrainte sur le nombre de véhicules en charge	Station de recharge lente	

Auteurs	Model	Objectifs	Contraintes sur les serveurs	Contraintes sur la demande	Types de serveurs	Spécificités
Xi et al. (2012) [29]	(LPEVCI)	Maximiser le nombre de véhicule à recharger ou la quantité d'énergie à distribuer.	Contrainte de capacité des sites d'affectation	Contrainte sur le nombre de véhicule en charge	Station de recharge lente	Contrainte sur les coûts d'affectation
Chen et al. (2013) [31]	Modèle de couverture : (EVCSLP)	Minimiser les déplacements vers les stations de recharge		Satisfaction de toute la demande modélisée sous forme de zone d'intérêt. Contrainte sur le nombre de stations.	Station de recharge Lente	Chargeur lent dans les parkings Analyse des temps de stationnement moyen
Andrews et al. (2013) [25]		Minimiser les déplacements des véhicules vers les stations de recharge sélectionnées.	Contrainte de capacité sur les sites d'affectation. Limite sur le nombre de stations à affecter	Satisfaction de toute la demande modélisée sous forme de déplacement		Optimisation sur une période d'étude de T intervalles temporels

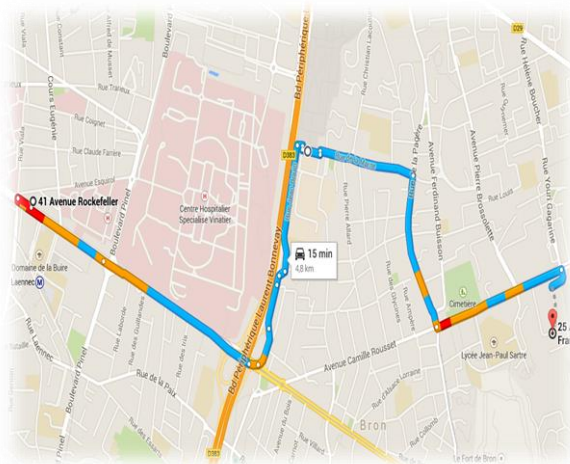


a)

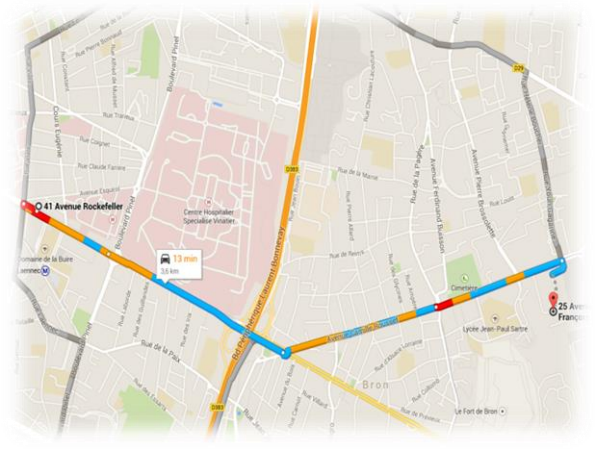


b)

Figure 78 : Trajet Croix Rousse – IFSTTAR :
a) trajet par le périphérique (alternatif)
b) trajet via centre-ville (e-SPP)



a)



b)

Figure 79 : Lyon 3^{ème} – IFSTTAR:
a) Trajet indirect (e-SPP)
b) Trajet direct (alternatif)

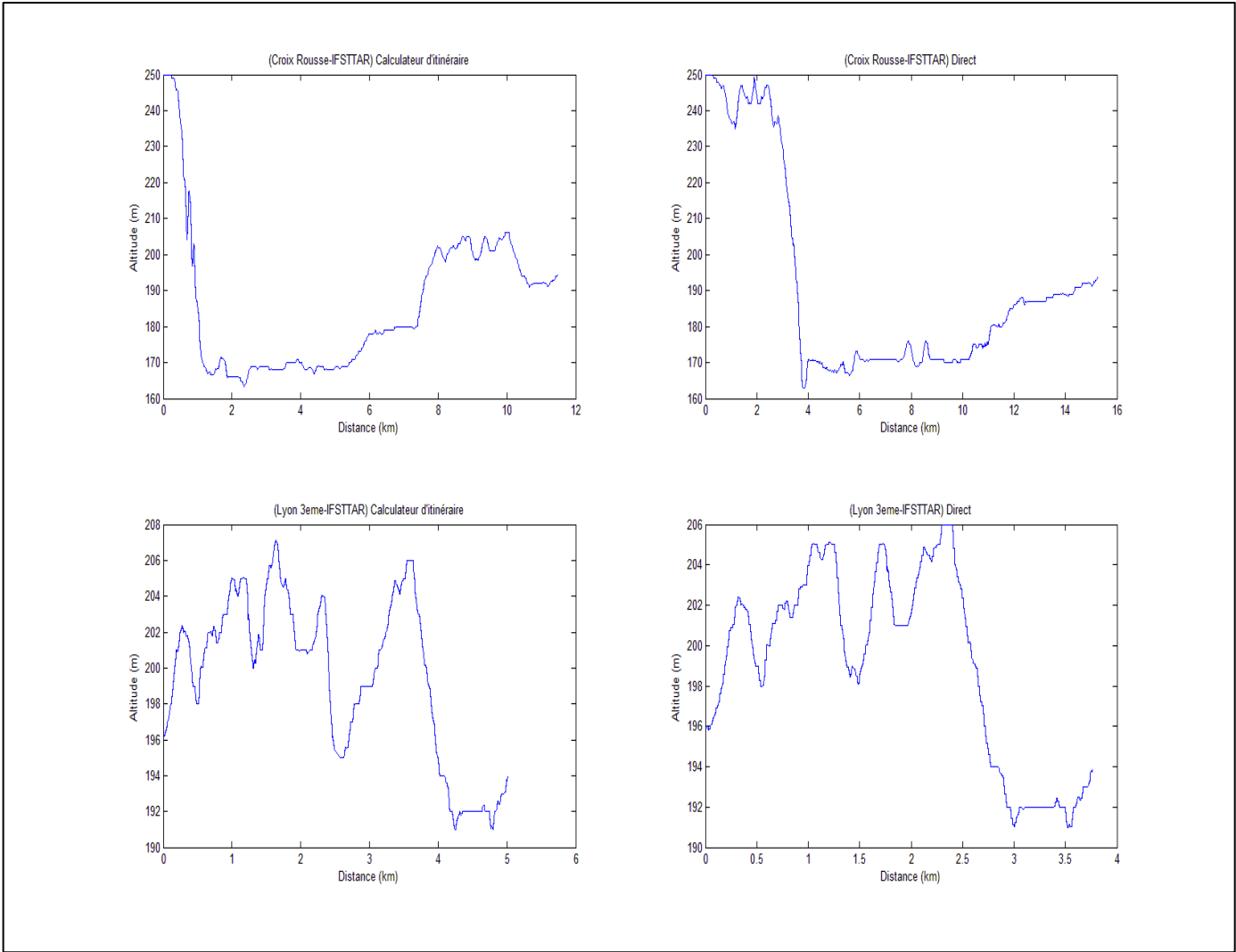


Figure 80 : Profile d'altitudes pour les trajets (Croix Rousse - IFSTTAR) et (Lyon 3^{eme}-IFSTTAR)

Création du graphe

A. Création du graphe routier

- | 1. Récupération du fichier XML « .OSM » de la zone souhaitée à partir de :
| <http://download.geofabrik.de/>
- | 2. Si on veut diviser la partie administrative de la zone, voir 3 sinon aller à 6
- | 3. Récupération du code de la relation des limites administratives « boundary » de la zone
| souhaitée à partir de : <http://nominatim.openstreetmap.org/>
| | ex : Relation : Lyon (120965)
- | 4. Création d'un fichier « .Poly » à partir du code de la relation des limites administratives
| à partir de : <http://osm102.openstreetmap.fr/~jocelyn/polygons/index.py>
- | 5. Extraction du nouveau fichier « .OSM » via le logiciel « Osmosis », avec la requête :
| | osmosis --read-xml file="rhone-alpes-latest.osm" --bounding-polygon file="G_lyon.poly"
| | write-xml file="G_lyon.osm"
| | osmosis --read-xml file="pays-de-la-loire.osm" --bounding-polygon file="nantes.poly" --
| | write-xml file="nantes.osm"
- | 6. Convertir le fichier « .osm » en « .sqlite » avec l'outil « spatialite_osm_net », avec la requête :
| | spatialite_osm_net -o rhone-alpes-latest.osm -d rhone.sqlite -T rhone -m
- | 7. Charger le fichier « .sqlite » sur l'interface graphique (GUI) du logiciel « spatialite » pour | visualiser
| et tester la table
- | 8. Faire une requête croisée pour créer une table des relations « ways » sous forme de graphe en | format «
|.text »

B. Création des fichiers de nœuds intermédiaires

- | 1. Utiliser le logiciel « Osmosis » pour filtrer les arcs accessibles avec les véhicules
seulement
| avec cette requête:
| osmosis --read-xml rhone-alpes-latest.osm --tf accept-ways highway=* --tf reject-ways
| | highway=pedestrian,raceway,cycleway,path,footway,bridleway,steps,construction,
| | proposed --tf accept-relations route=road --used-node --write-xml rhone_ways.osm
- | 2. Utiliser un parser XML pour créer deux fichiers :
| « Liste des nœuds » : contient les identifiants des nœuds et les coordonnées géographiques.
| « Liste des arcs » : contient les identifiants des arcs et les nœuds intermédiaires associés.

Figure 81 : Création du graphe routier