



HAL
open science

Optimisation multicritère de la gestion de la recharge d'une flotte de bus électriques

Adnane Houbbadi

► **To cite this version:**

Adnane Houbbadi. Optimisation multicritère de la gestion de la recharge d'une flotte de bus électriques. Energie électrique. Université de Lyon, 2020. Français. NNT : 2020LYSE1014. tel-02537873

HAL Id: tel-02537873

<https://theses.hal.science/tel-02537873v1>

Submitted on 9 Apr 2020

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

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



N°d'ordre NNT : xxx

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON

opérée au sein de
l'Université Claude Bernard Lyon 1

Ecole Doctorale ED160 EEA
Électronique, Électrotechnique et Automatique

Spécialité de doctorat : Génie Électrique

Soutenue publiquement le 28/01/2020, par :

Adnane HOUBBADI

Optimisation multicritère de la gestion de la recharge d'une flotte de bus électriques

Devant le jury composé de :

VENET, Pascal, PU (HDR), Université Claude Bernard Lyon 1	Président
OSSART, Florence, PU (HDR), Sorbonne Université	Rapporteuse
FORGEZ, Christophe, PU (HDR), Université Technologique de Compiègne	Rapporteur
VENET, Pascal, PU (HDR), Université Claude Bernard Lyon 1	Examineur
ALONSO, Corinne, PU (HDR), Université de Toulouse III Paul Sabatier	Examinatrice
TRIGUI, Rochdi, Directeur de Recherche (HDR), IFSTTAR	Directeur de thèse
REDONDO-IGLESIAS, Eduardo, Ingénieur de Recherche, IFSTTAR	Co-encadrant
PELISSIER, Serge, Directeur de Recherche (HDR), IFSTTAR	Invité, Co-directeur de thèse
BOUTON, Tanguy, Responsable industriel, TRANSDEV	Invité, Co-encadrant

Université Claude Bernard – LYON 1

Président de l'Université	M. Frédéric FLEURY
Président du Conseil Académique	M. Hamda BEN HADID
Vice-Président du Conseil d'Administration	M. Didier REVEL
Vice-Président du Conseil des Etudes et de la Vie Universitaire	M. Philippe CHEVALLIER
Vice-Président de la Commission de Recherche	M. Jean-François MORNEX
Directeur Général des Services	M. Damien VERHAEGHE

COMPOSANTES SANTE

Faculté de Médecine Lyon-Est – Claude Bernard	Doyen : M. Gilles RODE
Faculté de Médecine et Maïeutique Lyon Sud Charles. Mérieux	Doyenne : Mme Carole BURILLON
UFR d'Odontologie	Doyenne : Mme Dominique SEUX
Institut des Sciences Pharmaceutiques et Biologiques	Directrice : Mme Christine VINCIGUERRA
Institut des Sciences et Techniques de la Réadaptation	Directeur : M. Xavier PERROT
Département de Formation et Centre de Recherche en Biologie Humaine	Directrice : Mme Anne-Marie SCHOTT

COMPOSANTES & DEPARTEMENTS DE SCIENCES & TECHNOLOGIE

UFR Biosciences	Directrice : Mme Kathrin GIESELER
Département Génie Electrique et des Procédés (GEP)	Directrice : Mme Rosaria FERRIGNO
Département Informatique	Directeur : M. Behzad SHARIAT
Département Mécanique	Directeur M. Marc BUFFAT
UFR - Faculté des Sciences	Administrateur provisoire : M. Bruno ANDRIOLETTI
UFR (STAPS)	Directeur : M. Yannick VANPOULLE
Observatoire de Lyon	Directrice : Mme Isabelle DANIEL
Ecole Polytechnique Universitaire Lyon 1	Directeur : Emmanuel PERRIN
Ecole Supérieure de Chimie, Physique, Electronique (CPE Lyon)	Directeur : Gérard PIGNAULT
Institut Universitaire de Technologie de Lyon 1	Directeur : M. Christophe VITON
Institut de Science Financière et d'Assurances	Directeur : M. Nicolas LEBOISNE
ESPE	Administrateur Provisoire : M. Pierre CHAREYRON

Optimisation multicritère de la gestion de la recharge d'une flotte de bus électriques

par

Adnane HOUBBADI

Remerciements

Ces travaux de Thèse ont été réalisés au sein de l'équipe Eco-gestion des systèmes énergétiques pour les transports (ECO7) de l'IFSTTAR et en partenariat avec le groupe TRANSDEV.

Mes premiers remerciements s'adressent à mon directeur de Thèse, Mr. Rochdi Trigui. Je tiens à vous remercier chaleureusement pour votre engagement ainsi que pour le suivi et l'encadrement de ces travaux. Un grand merci à mon co-directeur de thèse, Mr. Serge Pelissier pour m'avoir fait confiance, pour vos conseils avisés et pour votre soutien tout au long de la thèse.

Je tiens à remercier mon co-encadrant, Mr. Eduardo Redondo-Iglesias. Votre expérience ainsi que vos conseils scientifiques m'ont été d'une grande importance. Merci également pour vos critiques constructives et positives à l'égard de mon travail.

Je remercie également mon encadrant, Mr. Tanguy Bouton pour son encadrement qui a contribué au bon déroulement de la thèse ainsi que le groupe Transdev pour sa collaboration et pour m'avoir accueilli dans ses locaux où j'ai découvert les différents métiers et services qui interviennent dans la gestion d'une flotte de bus au sein d'un opérateur de transport.

Je remercie les membres du jury pour avoir accepté d'analyser ce travail. Merci à toutes les personnes de l'IFSTTAR qui ont contribué de près ou de loin pour la réalisation de ces travaux. Un merci spécial aux membres de l'équipe ECO7 qui m'ont accueilli les bras ouverts comme une famille et avec lesquels j'ai passé des moments de bonne humeur et de partage.

J'ai enfin l'honneur d'adresser mes plus profonds remerciements à ma famille proche. C'est aussi grâce à vous que j'ai réalisé ce travail. Merci à toi cher père, c'est entièrement grâce à toi si j'ai accompli un tel parcours et je t'en serai toujours reconnaissant.

Résumé

La mobilité électrique augmente de manière significative dans les transports en commun et continue de faire face à des défis importants. Les flottes de bus électriques nécessitent des performances élevées et une longévité maximale des batteries dans des conditions de température et de fonctionnement très variables. D'autre part, les exploitants de flottes de bus sont soucieux de réduire les coûts d'exploitation et de maintenance. Ces coûts sont sensibles au coût de vieillissement de la batterie qui représente une donnée économique importante pour le déploiement de flottes de bus électriques. Ces travaux de thèse présentent une approche méthodologique pour l'optimisation de la recharge d'une flotte de bus électriques au dépôt. Cette approche est basée à la fois sur la planification de la recharge et sur la modulation de la puissance afin de minimiser un critère donné ou plusieurs critères en même temps (ex : le coût de la recharge, la puissance efficace, le vieillissement des batteries...). Cette approche utilise des méthodes d'optimisation exactes ou des métaheuristiques selon le type d'optimisation (mono-objectif ou multiobjectif) et selon le critère tout en tenant compte des contraintes liées aux conditions d'exploitation du bus, aux infrastructures de recharge ainsi qu'au réseau électrique. Un développement d'un modèle électrothermique et de vieillissement des batteries lithium-ion a été réalisé en s'appuyant sur des modèles existants, des études bibliographiques ainsi que des essais expérimentaux. Un modèle « multi-mécanisme de vieillissement » basée sur la loi d'Eyring a été développé et permet de prendre en compte plusieurs phénomènes de vieillissement pour des batteries de type LFP. Ce modèle peut s'adapter à différentes technologies de batterie. Afin d'illustrer notre méthodologie d'optimisation mise en œuvre, un cas d'étude a été présentée dans le dernier chapitre et permet de montrer les possibilités de recharge intelligente d'une flotte de bus électriques offerte par l'outil développé qui permet en particulier de minimiser le vieillissement de la batterie.

Mots clés

Bus électriques (BEs) ; Voitures électriques (VEs) ; Infrastructure de recharge ; Optimisation mono-objectif, Optimisation multiobjectif ; Algorithmes génétiques ; Programmation non linéaire (PNL) ; Vieillessement de batterie ; Stratégie optimale

Abstract

Electro-mobility is increasing significantly in the urban public transport and continues to face important challenges. Electric bus fleets require high performance and extended longevity of lithium-ion battery in highly variable temperature and operating conditions. On the other hand, bus operators are more and more concerned in reducing operation and maintenance cost, which is sensitive to battery aging cost and represents a significant economic parameter for the deployment of electric bus fleets. This thesis presents a methodological approach for optimizing the overnight charging of an electric bus fleet to the depot. This approach is based on both charging scheduling and power modulation in order to minimize a given criterion or several criteria at the same time (e.g. the charging cost, the effective power, battery aging ...). This approach uses an exact optimization methods or Metaheuristics methods according to the type of optimization (mono-objective or multi- objective) and according to the criterion while taking into account the constraints related to bus operating conditions, charging infrastructure and the power grid. An electro-thermal and aging model of lithium-ion batteries was developed based on existing models, literature as well as experimental tests. A « multi-mechanism aging » model has been developed by taking into account several battery aging phenomena for LFP batteries. This model can adapt to different battery technologies. To illustrate this methodology, a case study was presented in the last chapter and allows a smart managing of large-scale fleet of electric buses that try to maximize in particular the battery lifetime.

Keywords

Electric buses (EBs); Electric vehicles (EVs); Electric vehicle supply equipment (EVSE); Mono-objective optimization ; Multiobjective optimization; Genetic algorithms ; Nonlinear programming (NLP); Battery aging ; Optimal strategy

Table des matières

REMERCIEMENTS	I
RÉSUMÉ	III
TABLE DES MATIÈRES	V
LISTE DES FIGURES	IV
LISTE DES TABLEAUX	XIII
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
I. DÉPLOIEMENT DES FLOTTES DE BUS ÉLECTRIQUES : ÉTAT DE L'ART ET PROBLÉMATIQUE.....	3
SECTION 1. LE SYSTEME ÉLECTRIQUE FRANÇAIS	4
1. <i>Introduction</i>	5
2. <i>Le contexte et l'organisation du système électrique Français</i>	5
2.1 Un peu d'histoire.....	5
2.2 Le mix électrique français.....	6
2.3 Le système électrique français	7
2.4 Ajustement offre-demande.....	8
3. <i>Les perturbations dans le réseau électrique</i>	10
SECTION 2. LES BUS ÉLECTRIQUES	12
1. <i>Introduction</i>	12
2. <i>Les bus électriques (BEs)</i>	12
2.1 Typologies des bus électriques.....	12
2.2 Le bus électrique à batterie (BEB)	13
3. <i>Les accumulateurs électrochimiques</i>	14
3.1 Composants et principe de fonctionnement des batteries lithium- ion.....	15
3.2 Le vieillissement de batteries	17
3.2.1 Les mécanismes de vieillissement	17
3.2.2 Vieillessement calendaire	19
3.2.3 Vieillessement en cyclage	19
4. <i>La recharge des bus électriques</i>	20
5. <i>Le déploiement des flottes de bus électriques</i>	22
5.1 Vue d'ensemble du marché des bus électriques à travers le monde	22
5.2 Principaux constructeurs de bus électriques.....	24
5.3 Stratégie de déploiement des bus électriques à TRANSDEV	25
SECTION 3. POSITIONNEMENT DES TRAVAUX DE THÈSE ET PROBLÉMATIQUES	27
1. <i>Introduction</i>	27
2. <i>Les émissions du transport routier</i>	27
3. <i>Vers un parc de bus tout électrique</i>	30
4. <i>Problématique du déploiement de flottes de bus électriques</i>	31
4.1 Impact de la recharge des flottes de bus électriques sur la production et distribution d'énergie électrique	51
4.2 Impact de la recharge des flottes de bus électriques sur la durée de vie des batteries.....	32
5. <i>Le positionnement des travaux de thèse et objectif</i>	33
CONCLUSION DU CHAPITRE I	35

II. OPTIMISATION MONO-OBJECTIF : MÉTHODOLOGIE ET MODÉLISATION	37
INTRODUCTION DU CHAPITRE II.....	39
SECTION 1. L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIF	40
1. <i>Introduction</i>	40
2. <i>Problèmes d'optimisation mono-objectif</i>	40
2.1 Formulation mathématique	40
2.2 Définitions de base	40
3. <i>Classification des problèmes d'optimisation mono-objectif</i>	42
4. <i>État de l'art de l'optimisation mono-objectif dans la gestion de flotte de véhicules et bus électriques</i> 45	
SECTION 2. MÉTHODOLOGIE MISE EN ŒUVRE POUR L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIF DE LA RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ÉLECTRIQUES.....	49
1. <i>Introduction</i>	50
2. <i>Communication avec la station de recharge</i>	50
2.1 Récupération des vacations des bus électriques.....	50
2.2 Estimation de l'état de charge ciblé	51
2.3 Détermination de la quantité d'énergie requise pour la vacation du bus.....	52
3. <i>Méthodologie de l'optimisation mono-objectif</i>	53
3.1 Méthode découplée de l'optimisation mono-objectif	54
3.2 Méthode couplée de l'optimisation mono-objectif	55
SECTION 3. MODÉLISATION DES SYSTÈMES ET FORMULATION DU PROBLÈME D'OPTIMISATION	57
1. <i>Introduction</i>	57
2. <i>Modélisation énergétique des systèmes</i>	57
2.1 Modélisation de la batterie	58
2.1.1 Modèle électrique	58
2.1.2 Modèle thermique.....	59
2.1.3 Modèle de vieillissement simple	60
2.1.4 Modèle électrothermique et de vieillissement de la batterie	62
2.2 Modélisation du convertisseur AC/DC-DC/DC.....	64
3. <i>Formulation du problème d'optimisation mono-objectif</i>	65
3.1 Variable d'optimisation	65
3.2 Fonctions objectif	65
3.3 Variation du tarif d'électricité	66
3.4 Variables intermédiaires	66
3.5 Contraintes linéaires	67
3.6 Pseudocode de l'optimisation mono-objectif	68
CONCLUSION DU CHAPITRE II	69
III. OPTIMISATION MULTIOBJECTIF AVEC PRISE EN COMPTE DU VIEILLISSEMENT: MÉTHODOLOGIE ET MODÉLISATION	71
INTRODUCTION DU CHAPITRE III.....	73
SECTION 1. L'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF	75
1. <i>Introduction</i>	75
2. <i>Problèmes d'optimisation multiobjectif</i>	75
2.1 Formulation mathématique	75
2.2 Front de Pareto et notion de dominance	77
3. <i>Classification des méthodes d'optimisation multiobjectif</i>	78
3.1 Méthodes d'optimisation d'un point de vue décideur	78
3.2 Méthodes d'optimisation d'un point de vue concepteur.....	79
3.2.1 Méthodes exactes	79

3.2.2	Méthodes heuristiques.....	80
3.3	Approches multiobjectif	80
3.3.1	Les approches à base de transformation.....	80
3.3.1.1	Agrégation par pondération	80
3.3.1.2	Méthode deux phases	81
3.3.1.3	Méthode ϵ -contrainte	81
3.3.1.4	Méthode de programmation par but	82
3.3.2	Les approches non-Pareto	82
3.3.3	Les approches Pareto	82
3.3.3.1	Méthode élitistes	83
3.3.3.2	Méthode non élitistes	83
4.	<i>État de l'art de l'optimisation multiobjectif dans la gestion de flotte de véhicules et de bus électriques</i> 84	
SECTION 2.	MÉTHODOLOGIE DE L'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF ET FORMULATION DU PROBLÈME D'OPTIMISATION.....	87
1.	<i>Introduction</i>	<i>87</i>
2.	<i>Méthodologie de l'optimisation multiobjectif</i>	<i>87</i>
2.1	Méthode couplée avec une approche Pareto de l'optimisation multiobjectif.....	88
2.2	Méthode couplée avec une approche non Pareto de l'optimisation multiobjectif.....	89
3.	<i>Approche Pareto avec l'algorithme NSGA-II.....</i>	<i>90</i>
4.	<i>Approche non Pareto avec la méthode à base de transformation</i>	<i>92</i>
4.1	Méthode d'agrégation par pondération	92
4.2	Méthode deux phases	92
5.	<i>Formulation du problème d'optimisation multiobjectif.....</i>	<i>94</i>
5.1	Algorithmes de résolution	94
5.2	Variable d'optimisation	94
5.3	Fonctions objectif	95
SECTION 3.	MODÉLISATION COMPLÈTE DE VIEILLISSEMENT	96
1.	<i>Introduction</i>	<i>96</i>
2.	<i>Modélisation complète de vieillissement.....</i>	<i>96</i>
2.1	Modèle de vieillissement de référence	97
2.2	Méthodologie de modélisation d'une loi de vieillissement complète avec la loi d'Eyring	99
	CONCLUSION DU CHAPITRE III	112
IV.	STRATÉGIE DE RECHARGE INTELLIGENTE D'UNE FLOTTE DE BUS ÉLECTRIQUES : APPLICATION DE LA MÉTHODOLOGIE DÉVELOPÉE	113
SECTION 1.	CAS D'ÉTUDE : DÉPÔT D'ARGENTEUIL ET APPLICATION A LA MÉTHODOLOGIE DE RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ÉLECTRIQUES.....	115
1.	<i>Introduction</i>	<i>115</i>
2.	<i>Architecture et fonctionnement de l'infrastructure de recharge.....</i>	<i>115</i>
3.	<i>Système de charge combiné et communication entre le bus et l'infrastructure de recharge.....</i>	<i>116</i>
3.1	Le système de charge combiné CCS	117
3.2	Communication par courants porteurs en ligne (PLC).....	117
4.	<i>Paramètres d'optimisation et caractéristiques des modèles.....</i>	<i>118</i>
4.1	Contraintes d'exploitation de la ligne d'affectation	118
4.2	Caractéristiques électrothermiques du modèle de batterie	119
4.3	Paramètres d'optimisation	121
SECTION 2.	RÉSULTATS DE L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIF DE LA RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ÉLECTRIQUES AU DÉPÔT DE BUS D'ARGENTEUIL	123
1.	<i>Introduction</i>	<i>123</i>
2.	<i>Résultats de l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de bus électriques.....</i>	<i>123</i>
2.1	Optimisation mono-objectif : minimisation du coût de la recharge.....	123

2.1.1	Scénario 1 : Minimiser le coût de recharge d'un bus électrique	124
2.1.2	Scénario 2 : Minimiser le coût de recharge et la puissance efficace d'un bus électrique.....	145
2.1.3	Scénario 3 : Minimiser le coût de recharge de deux bus électriques	147
2.1.4	Scénario 4 : Minimiser le coût de recharge de 10 bus électriques	148
2.1.5	Scénario 5 : Minimiser le coût de recharge de 10 bus électriques avec contrainte sur la puissance maximum	130
2.2	Optimisation mono-objectif : minimisation du vieillissement de la batterie	131
2.2.1	Scénario 6 : Minimiser le vieillissement calendaire d'un bus électrique	132
2.2.2	Scénario 7 : Minimiser le vieillissement complet d'un bus électrique.....	133
2.2.3	Scénario 8 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques froides (hiver) ...	134
2.2.4	Scénario 9 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques chaudes (été)	136
2.2.5	Scénario 10 : Minimiser le vieillissement de deux bus électriques avec une contrainte de jour de repos	138
SECTION 3. RÉSULTATS DE L'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF DE LA RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ÉLECTRIQUES AU DÉPÔT DE BUS D'ARGENTEUIL		141
1.	<i>Introduction</i>	<i>141</i>
2.	<i>Résultats de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'un bus électrique.....</i>	<i>141</i>
3.	<i>Analyse technico-économique de la stratégie de recharge optimale comparée à des stratégies de référence.....</i>	<i>145</i>
4.	<i>Etude de sensibilité de la stratégie de recharge aux paramètres des modèles</i>	<i>151</i>
4.1	Analyse de l'influence de la capacité thermique	151
4.2	Analyse de l'influence du coefficient de convection	152
4.3	Analyse de l'influence de l'état de charge et de la température.....	154
CONCLUSION DU CHAPITRE IV		157
CONCLUSION GÉNÉRALE		161
PERSPECTIVES		163
NOMENCLATURES		165
BIBLIOGRAPHIE		167
V. ANNEXES.....		177
ANNEXE A : PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE CELLULE LITHIUM-ION.....		179
ANNEXE B : DIFFÉRENTES ÉTAPES DE NSGA-II.....		181
ANNEXE C : LA PROGRAMMATION NON LINÉAIRE.....		183
ANNEXE D : PARAMETRES IDENTIFIES POUR LA LOI DE VIEILLISSEMENT.....		185
ANNEXE E : ÉQUIPEMENTS ET SCHEMA UNIFILAIRE.....		187
ANNEXE F : ARCHITECTURE DU CONTRÔLE COMMANDE.....		189
ANNEXE G : CHARGEUR COMBINÉ CCS.....		191
ANNEXE H : COMMUNICATION PLC.....		193
ANNEXE I : OPTIMISATION DU VIEILLISSEMENT COMPLET D'UNE FLOTTE DE 10 BUS ÉLECTRIQUES.....		195
ANNEXE J : TEMPS DE CALCUL OPTIMISATION.....		197

Liste des figures

Figure I.1 – Le mix électrique français	26
Figure I.2– La consommation d’électricité en France selon le secteur 2017 [7]	27
Figure I.3 – Les différents acteurs du marché de l’électricité [8]	27
Figure I.4 – Production journalière d’électricité par filière pour la journée du 05 décembre 2018 [10]	28
Figure I.5 – Consommation journalière d’électricité pour la journée du 05 décembre 2018 [10].....	29
Figure I.6 – Emissions journalière de CO2 générées par la production d’électricité pour la journée du 05 décembre 2018 [10]	29
Figure I.7 – Types de bus électriques [14].....	33
Figure I.8 – Configuration du bus électrique [14]	33
Figure I.9 – Diagramme de Ragone pour différentes technologies de stockage [15]	34
Figure I.10 – Composants d’un accumulateur lithium-ion LiCoO ₂ /Graphite (LCO/C) [16].....	36
Figure I.11 – Les mécanismes de vieillissement dans l’électrode positive [20].....	38
Figure I.12 – Les immatriculations de flottes de BEs et PHEBs en Europe en 2018 [23].....	42
Figure I.13 – Evolution du marché européen des bus [31]	43
Figure I.14 – Répartition des émissions de CO2 par secteur d'activité [36].....	48
Figure I.15 – Comparaison des émissions globales de GES des différents modes de transport de voyageurs en fonction du taux d’occupation [37]	48
Figure I.16 – Facteurs d’émissions par filière sur cycle ADEME/RATP - Mesures réalisées sur banc à rouleau UTAC ou VTT [38]	49
Figure II.1 – Les méthodes proposées dans l’optimisation mono-objectif	59
Figure II.2 – Exemple de fonction avec des optimums locaux et globaux.....	61
Figure II.3 – Les différentes méthodes d’optimisation.....	63
Figure II.4 – Outil d’optimisation mono-objectif de la recharge d’une flotte de bus électrique	69
Figure II.5 – Récupération des vacances de BEs / Interface Matlab/SQL Server	70
Figure II.6 – Exemple d’estimation du SoC ciblé	71
Figure II.7 – Les méthodes utilisées dans l’optimisation mono-objectif	73
Figure II.8 – Méthodologie découplée de l’optimisation mono-objectif.....	74
Figure II.9 – Méthodologie couplée de l’optimisation mono-objectif.....	75
Figure II.10 – Modèle de convertisseur + batterie	77
Figure II.11 – Modèle OCV+R de la batterie.....	78
Figure II.12 – Variation de l’OCV et de la résistance interne en fonction du SoC	79
Figure II.13 – Modèle thermique simplifié de la batterie	80
Figure II.14 – Modèle électrothermique et de vieillissement	83
Figure II.15 – Modèle simplifié du convertisseur	84
Figure III.1 – Les méthodes proposées dans l’optimisation multiobjectif.....	93
Figure III.2 – Schéma des deux types de comportement en optimisation multiobjectif.....	96
Figure III.3 – Exemple de dominance et d’optimalité au sens de Pareto	97
Figure III.4 – Les différentes méthodes d’optimisation multiobjectif	99
Figure III.5 – Les illustrations de la méthode d’agrégation en cas d’optimisation bi-objectif [121].....	81
Figure III.6 – Les approches utilisées dans l’optimisation multiobjectif proposée	108
Figure III.7 – Méthodologie couplée avec une approche Pareto de l’optimisation multiobjectif	108

Figure III.8 – Méthodologie couplée avec une approche non Pareto de l'optimisation multiobjectif .	109
Figure III.9 – Notion de rang et crowding distance	111
Figure III.10 – La méthode deux phases : première phase	113
Figure III.11 – La méthode deux phases : deuxième phase	113
Figure III.12 – Modèle électrothermique et de vieillissement complet	116
Figure III.13 – Comparaison de la loi (23) et (14)	122
Figure III.14 – Comparaison de la loi (26) et (14) lors d'un cycle charge/décharge, condition initiale : Ah cyclés = 100 p.u.	124
Figure III.15 – Loi d'Arrhenius pour le vieillissement de 18650 cellules cyclées à 1 C dans une plage de températures entre -20 et +70 C [151].....	125
Figure III.16 – Comparaison de la loi (29) et (14)	126
Figure III.17 – Comparaison de la loi (30) et (31)	128
Figure III.18 – Comparaison de la loi (32) et (14)	129
Figure III.19 – Comparaison de la loi d'Eyring complète de vieillissement calendaire et en cyclage (32) et la loi de référence (14).....	131
Figure IV.1 – Architecture fonctionnelle de la station de recharge	136
Figure IV.2 – Processus de communication entre le bus et le chargeur [168].....	137
Figure IV.3 – La ligne 1 du Réseau urbain Rbus [169]	138
Figure IV.4 – Bus électrique Ebusco [171].....	140
Figure IV.5 – Exemple de contraintes d'exploitation d'une flotte de BEs dans l'outil d'optimisation..	142
Figure IV.6 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge d'un BE : scénario 1.....	145
Figure IV.7 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge et la puissance efficace d'un BE : scénario 2	146
Figure IV.8 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge de 2 BEs : scénario 3	147
Figure IV.9 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge de 10 bus électriques : scénario 4.	149
Figure IV.10 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge de 10 BEs : scénario 5	150
Figure IV.11 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 6	152
Figure IV.12 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 7	153
Figure IV.13 – Simulation de la variation de perte de capacité en fonction de la température à C/6 .	155
Figure IV.14 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 8	155
Figure IV.15 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 9	157
Figure IV.16 – Contrainte de maintenance pour un bus électrique	158
Figure IV.17 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de 2 BEs : scénario 10	159
Figure IV.18 – Front de Pareto : coût de recharge et vieillissement de batterie : scénario 11	163
Figure IV.19 – Optimisation multiobjectif du coût de recharge et vieillissement d'un BE : scénario 11	164
Figure IV.20 – Simulation de la variation du SoC initial en fonction de la perte de capacité	166
Figure IV.21 – Comparaison de la stratégie optimale avec des stratégies de recharge typiques	167
Figure IV.22 – Durée d'exploitation à 20% de perte de capacité pour les différentes stratégies scénarios hiver/été	168
Figure IV.23 – Coût d'exploitation durant 10 ans d'exploitation	170
Figure IV.24 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de capacité thermique.....	172

Figure IV.25 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de coefficient de convection	173
Figure IV.26 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de B	175
Figure IV.27 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de Ea	176
Figure V.1 – Principe de fonctionnement d’une cellule lithium-ion.....	199
Figure V.2 – Différentes étapes de NSGA-II	201
Figure V.3 – Schéma unifilaire	207
Figure V.4 – Architecture matérielle [161].....	209
Figure V.5 – Le système de charge combiné CCS [177]	211
Figure V.6 – Chargeur combo CCS 2 [161]	213
Figure V.7 – Optimisation du vieillissement complet d’une flotte de 10 BEs.....	215

Liste des tableaux

Tableau I.1 – Les technologies lithium-ion [17]	36
Tableau I.2 – Les technologies de recharge [22].....	41
Tableau I.3 – Acteurs du marché de bus et cars en Europe [22].....	44
Tableau I.4 – Les flottes de BEs exploités par TRANSDEV dans le monde (fin 2018)	45
Tableau I.5 – L’impact de la recharge de bus sur le réseau du point de vue « énergie ».....	50
Tableau I.6 – L’impact de la recharge de bus sur le réseau du point de vue « puissance »	50
Tableau II.1 – Variations de l’efficacité et de l’OCV durant le fonctionnement de la batterie	72
Tableau II.2 – Variations de l’efficacité durant le fonctionnement du chargeur [100]	73
Tableau III.1 – Paramètres de l’optimisation multiobjectif NSGA-II	94
Tableau III.2 – Paramètres de l’optimisation par programmation non linéaire	94
Tableau III.3 – Paramètres de la loi de vieillissement empirique	98
Tableau IV.1 – Vacances réelles du bus de la ligne 1 le 24/05/2018	139
Tableau IV.2 – Caractéristiques électriques et thermiques du système de stockage	140
Tableau IV.3 – Paramètres d’optimisation de la recharge de bus.....	142
Tableau IV.4 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 1	144
Tableau IV.5 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 2	146
Tableau IV.6 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 3	147
Tableau IV.7 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 4	148
Tableau IV.8 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 6-7	152
Tableau IV.9 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 8	154
Tableau IV.10 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 9	156
Tableau IV.11 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation du scénario 10	158
Tableau IV.12 – Paramètres d’optimisation et contraintes d’exploitation : scénario 11	162
Tableau IV.13 – Paramètres de simulation et contraintes d’exploitation	166
Tableau IV.14 – Paramètres de la batterie.....	169
Tableau IV.15 – Valeurs de la capacité thermique de la batterie	171
Tableau IV.16 – Valeurs du coefficient de convection de la batterie	173
Tableau IV.17 – Valeurs du paramètre B de SoC.....	174
Tableau IV.18 – Valeurs du paramètre E_a	176
Tableau V.1 – Caractéristiques techniques du chargeur CCS Combo 2 [177]	191
Tableau V.2 – Temps de calcul pour l’optimisation mono-objectif de flotte de BEs.....	197
Tableau V.3 – Temps de calcul pour l’optimisation multiobjectif de flotte de BEs	197

Introduction générale

Le secteur des transports en Europe est responsable d'une part importante des émissions de polluants atmosphériques dont la réduction est un enjeu majeur de santé publique.

Les émissions du transport routier sont la principale source d'émissions de gaz à effet de serre [1]. En Europe, l'Union Européenne s'est engagée à réduire ses émissions de GES de 40% par rapport aux niveaux de 1990 d'ici 2030 et de 80% d'ici 2050. La mobilité électrique permettra de répondre à la demande de transport avec une efficacité énergétique élevée et de faibles émissions de GES [2].

Des régions se sont d'ores et déjà impliquées dans cette démarche notamment en Île-de-France; le plan Bus2025 de la RATP a pour objectif de développer un parc à l'horizon de 2025 constitué d'environ 80% de bus électriques (BEs) et 20% de bus à gaz renouvelable [3]. Face à ce nouveau contexte, l'avènement des BEs de grande capacité dans les réseaux de transport public aura un impact important sur le système électrique, générant des problèmes de congestion du réseau électrique et de puissance appelée pour couvrir la demande de pointe. Cette transition impose de réfléchir aux futurs besoins des systèmes et des infrastructures de recharge. En effet, un grand nombre de BEs vont devoir être rechargés simultanément le soir ce qui pourrait entraîner d'une part des perturbations au niveau du réseau électrique (congestion, chute de tension, perturbation harmonique) ainsi qu'au niveau de l'infrastructure de recharge (gestion de la pointe de puissance, abonnement, dimensionnement). D'autre part, un bus électrique coûte aujourd'hui deux fois plus cher qu'un bus diesel ce qui incite les opérateurs de transport en commun à la réduction des coûts d'exploitation, en particulier des coûts liés au remplacement de la batterie qui représente une grande partie du prix du bus.

Afin de gérer ces aspects à la fois économiques et techniques vis-à-vis du réseau, il est nécessaire de gérer d'une manière intelligente la recharge des BEs. Ces travaux de thèse se placent dans ce contexte pour étudier comment on peut optimiser une flotte de bus intelligemment et quelles sont les outils mis en place ?

Le corps de ce manuscrit est divisé en 4 chapitres :

Le premier chapitre présente le contexte général des travaux de thèse à savoir l'impact des bus urbains sur les enjeux environnementaux du domaine du transport et la nécessité d'une mobilité électrique afin de positionner nos travaux. Ce chapitre a pour objectif de se mettre dans un contexte de déploiement de BEs. Une vue d'ensemble du système électrique français, des différentes recharges possibles des bus ainsi que des normes et réglementations a été abordée.

Le deuxième chapitre traite des problèmes d'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de BEs. Un état de l'art des différentes méthodes d'optimisation sera détaillé avant de présenter la méthodologie et les modèles développés dans ce contexte.

Dans le troisième chapitre, un modèle « multi- mécanisme de vieillissement » basé sur la loi d'Eyring a été développé et calibré pour des batteries de type LFP (Lithium Fer Phosphate). Les problèmes d'optimisation multiobjectif de la recharge d'une flotte de BEs. La méthodologie a été présentée avec deux approches multiobjectif différentes.

Le quatrième et dernier chapitre présente une application de la méthodologie développée à un cas d'étude dans un dépôt de bus. Nous exposons dans ce chapitre les résultats de l'optimisation mono-objectif et multiobjectif pour différents scénarios et tailles de flotte. Une étude technico- économique viendra étayer l'intérêt de l'optimisation. Une dernière partie sera consacrée à une étude de sensibilité des paramètres intervenant dans nos modèles sur la stratégie de recharge optimale

CHAPITRE I

I. DÉPLOIEMENT DES FLOTTES DE BUS ÉLECTRIQUES : ÉTAT DE L'ART ET PROBLÉMATIQUE

Résumé

Le but de ce chapitre est de présenter le contexte général des travaux de thèse et de définir leur positionnement. Dans le contexte du déploiement de bus électriques, une vue d'ensemble du système électrique en France a été abordée dans la première section. Dans la seconde section, les bus électriques et les technologies associées seront présentés. Les différentes classifications, types et modes de recharge, prises et socles et technologies de stockages seront abordées. Une partie sur les normes et réglementations illustrera l'interaction des différents systèmes (bus, prises de recharge, station de recharge et réseau électrique). Ensuite, nous dresserons un état de l'art sur le déploiement de flotte de BEs dans le monde. Dans la dernière section, nous présenterons le positionnement et l'objectif de nos travaux.

CHAPITRE 1 : Déploiement des flottes de bus électriques : État de l'art et problématique

SOMMAIRE

SECTION 1. LE SYSTEME ÉLECTRIQUE FRANÇAIS	5
1. <i>Introduction</i>	6
2. <i>Le contexte et l'organisation du système électrique Français</i>	6
2.1 <i>Un peu d'histoire</i>	6
2.2 <i>Le mix électrique français</i>	7
2.3 <i>Le système électrique français</i>	8
2.4 <i>Ajustement offre-demande</i>	9
3. <i>Les perturbations dans le réseau électrique</i>	10
SECTION 2. LES BUS ÉLECTRIQUES	12
1. <i>Introduction</i>	12
2. <i>Les bus électriques (BEs)</i>	12
2.1 <i>Typologies des bus électriques</i>	12
2.2 <i>Le bus électrique à batterie (BEB)</i>	13
3. <i>Les accumulateurs électrochimiques</i>	14
3.1 <i>Composants et principe de fonctionnement des batteries lithium-ion</i>	15
3.2 <i>Le vieillissement de batteries</i>	17
3.2.1 <i>Les mécanismes de vieillissement</i>	17
3.2.2 <i>Vieillessement calendaire</i>	19
3.2.3 <i>Vieillessement en cyclage</i>	19
4. <i>La recharge des bus électriques</i>	20
5. <i>Le déploiement des flottes de bus électriques</i>	22
5.1 <i>Vue d'ensemble du marché des bus électriques à travers le monde</i>	22
5.2 <i>Principaux constructeurs de bus électriques</i>	24
5.3 <i>Stratégie de déploiement des bus électriques à TRANSDEV</i>	25
SECTION 3. POSITIONNEMENT DES TRAVAUX DE THÈSE ET PROBLÉMATIQUES	27
1. <i>Introduction</i>	27
2. <i>Les émissions du transport routier</i>	27
3. <i>Vers un parc de bus tout électrique</i>	30
4. <i>Problématique du déploiement de flottes de bus électriques</i>	31
4.1 <i>Impact de la recharge des flottes de bus électriques sur la production et distribution d'énergie électrique</i> 31	
4.2 <i>Impact de la recharge des flottes de bus électriques sur la durée de vie des batteries</i>	32
5. <i>Le positionnement des travaux de thèse et objectif</i>	33
CONCLUSION DU CHAPITRE I	35

Section 1. Le système électrique français

1. Introduction

Cette section du chapitre présente une vue d'ensemble du système électrique en France. Après un aperçu historique du système électrique français, son fonctionnement ainsi que son organisation actuelle sont expliqués. Le mix électrique français s'est développé avec une large dépendance à l'énergie nucléaire. Ensuite, la consommation électrique a été détaillée par secteur. Le fonctionnement et l'architecture du système électrique d'alimentation ont été abordés en expliquant les interactions entre les différents acteurs du marché de l'électricité. Pour finir, une dernière partie sur les différentes perturbations que peut rencontrer le réseau électrique a été présentée afin d'introduire en fin de chapitre la problématique de déploiement des flottes des bus électriques (BEs).

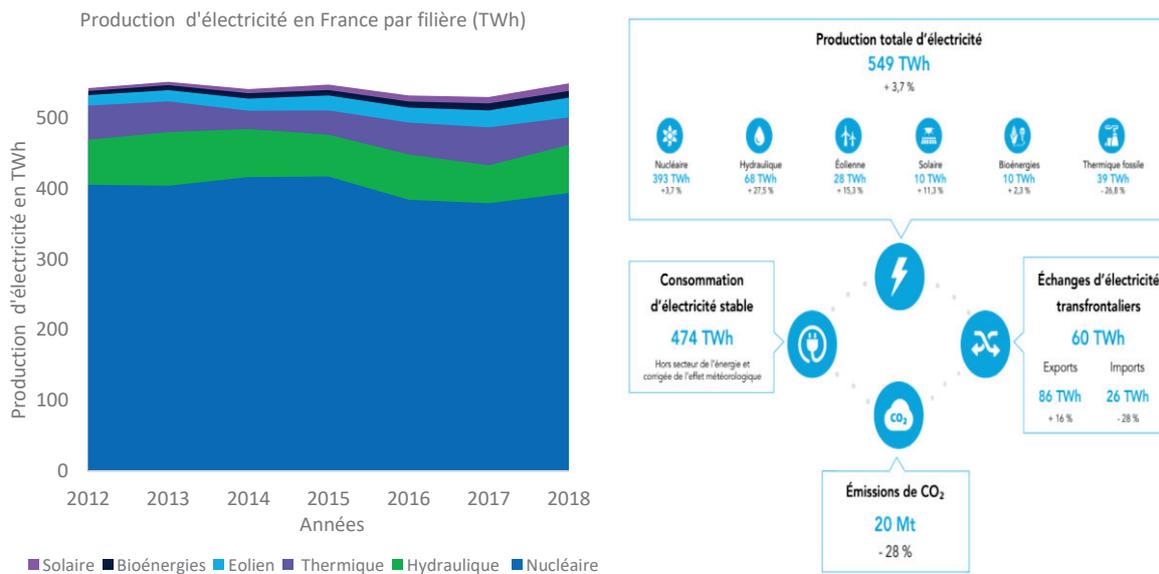
2. Le contexte et l'organisation du système électrique Français

2.1 Un peu d'histoire

A la fin du 19^{ème} siècle, la production et la consommation d'électricité en France se sont développées au niveau local, avec des sociétés de distribution locales fournissant un service exclusif dans leur zone de service. Initialement limitée aux zones urbaines, la plupart des régions rurales de la France ont été raccordées à l'électricité au cours de l'entre-deux-guerres. En 1946, le Conseil national de la résistance décida de nationaliser diverses sociétés de distribution locales afin de créer un seul service d'électricité, Electricité de France (EDF). Le développement de l'hydroélectricité, qui avait commencé avant la guerre, a été accéléré, de même que la construction de centrales au charbon. Une entité similaire pour le gaz naturel, Gaz de France (GDF) a également été créée en 1946. La crise pétrolière de 1973 a toutefois mis en lumière la fragilité de la dépendance de la France vis-à-vis de l'énergie étrangère, et le gouvernement français considérait le nucléaire comme un moyen de développer l'autosuffisance énergétique. Après la constitution de l'Union Européenne, la libéralisation des marchés de l'énergie s'est inscrit dans le plan européen et le marché de l'énergie résidentielle a été ouvert à la concurrence en 2007 [4].

2.2 Le mix électrique français

Le mix de production français est particulier car c'est celui à plus forte proportion d'énergie nucléaire, avec environ 3 quarts de la production d'électricité, ce qui répond à plus de 80% de la demande (cf. Figure I.1). De 2012 à 2018, la production nucléaire est restée quasiment stable malgré de légères diminutions, tandis que la production thermique (gaz, fioul, charbon) a diminué du fait de températures clémentes. On peut constater une forte hausse des productions d'origine renouvelable hors hydraulique (éolien, solaire, bioénergies). En 2018, la production nette d'électricité s'est élevée à 549 TWh, en hausse : +3,7 % par rapport à 2017 ; la production d'origine renouvelable (hydraulique, solaire, éolienne et bioénergies) a bénéficié de conditions particulièrement favorables et a représenté 21,1 % de la production totale, contre 18,5% en 2017. L'hydroélectricité y contribue pour 58,6 %, l'énergie éolienne pour 14,1 %, l'énergie solaire et les bioénergies pour 8,6 % chacun (cf. Figure I.1).



(a) Le mix électrique français 2012-2018 [5]

(b) Le mix électrique français en 2018 [6]

Figure I.1 – Le mix électrique français

En 2017, la consommation corrigée¹ d'électricité a atteint 474 TWh. Elle se répartit en cinq catégories, dont trois représentent 90% du total : le secteur résidentiel, le secteur tertiaire et agricole, l'industrie et l'énergie (cf. Figure I.2).

¹ La consommation corrigée représente des consommations pondérées sur la base des données climatiques annuelles de référence



Figure I.2– La consommation d'électricité en France selon le secteur 2017 [7]

2.3 Le système électrique français

Afin que l'électricité arrive chez les consommateurs, elle passe par 4 étapes essentielles : la production, le transport, la distribution et la consommation. La Figure I.3 illustre les interactions entre les différents acteurs du marché de l'électricité.

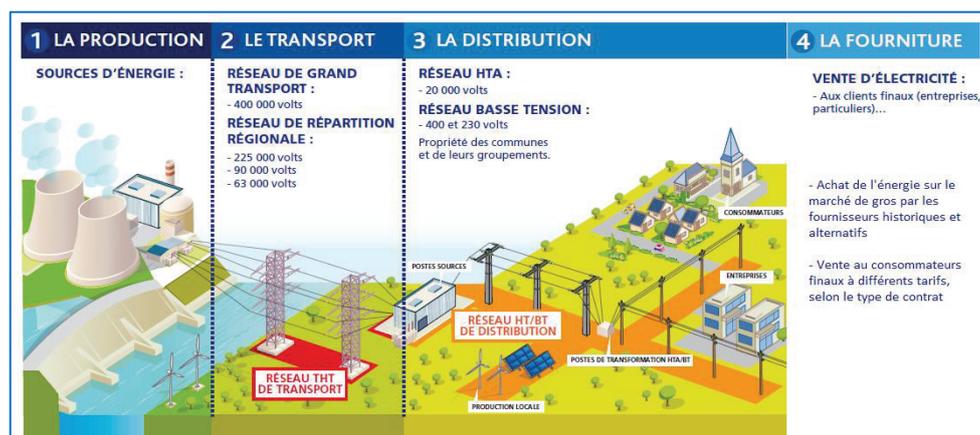


Figure I.3 – Les différents acteurs du marché de l'électricité [8]

1) La production : L'électricité peut être produite à partir de plusieurs sources d'énergie différentes (énergie nucléaire, thermique, hydraulique, solaire, la biomasse, le biogaz...). L'électricité étant difficile à stocker, la production doit être régulée en temps réel pour répondre aux besoins des consommateurs.

2) Le transport : Le gestionnaire du réseau de transport transporte de grandes quantités d'électricité dans des lignes de très hautes tensions (225 à 400 kV) sur de longues distances. Les réseaux de répartition distribuent l'énergie au niveau des régions et alimentent en haute tension (63 à 225 kV) les réseaux de distribution publics et les gros clients industriels. L'interface entre le réseau public de transport et les réseaux publics de distribution est assurée par environ 2 200 postes de transformation : les « postes sources » [9]. (cf. Figure I.3).

3) La distribution : La tension de l'électricité doit être abaissée par le gestionnaire du réseau de distribution afin de rejoindre le réseau de distribution. L'électricité circule sur des lignes Moyenne tension (MT) (20 kV) sur des moyennes distances et alimente les petites entreprises (PME-PMI). La tension est ensuite abaissée une deuxième fois par un transformateur et rejoint les lignes Basse tension (BT) (400 V) pour être distribuée aux ménages et aux secteurs tertiaire et petite industrie. L'interface entre les réseaux moyenne et basse tension est assurée par environ 700 000 « postes de distribution ». (cf. Figure I.3).

4) La fourniture : En amont, l'électricité est négociée sur le marché de gros (achetée par les fournisseurs ou négociée et vendue par les producteurs) avant d'être livrée sur le réseau à destination des clients finaux (particuliers ou entreprises).

2.4 Ajustement offre-demande

Le parc nucléaire, qui est à l'origine de 71,7% de l'électricité consommée en France en 2018, livre une production à peu près constante durant la journée de 51 GW (cf. Figure I.4). De son côté, la consommation électrique est très fluctuante au fil de la journée, avec des creux durant la nuit et en début d'après-midi et un pic de puissance en heure pleine à 19:00 qui atteint les 69524 MW (cf. Figure I.5). On peut aussi remarquer sur la même figure un pic de puissance le matin entre 6h et 8h qui nécessite de mettre en place une puissance d'environ 10 GW. Ce décalage pose problème dans la mesure où l'électricité est une ressource difficilement stockable à l'heure actuelle. De ce fait, durant les heures pleines, les centrales à charbon à fioul, à gaz ainsi que les centrales hydrauliques sont lancées afin de répondre aux besoins.

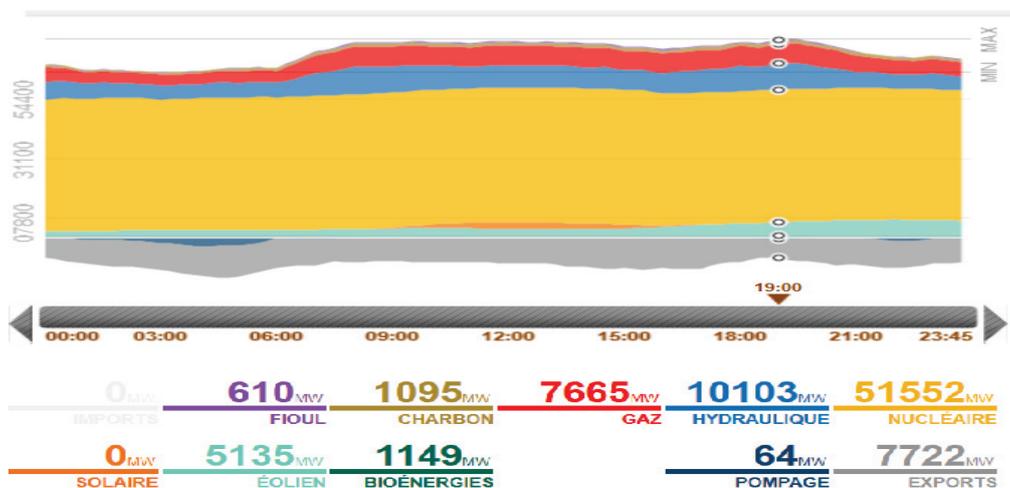


Figure I.4 – Production journalière d'électricité par filière pour la journée du 05 décembre 2018 [10]

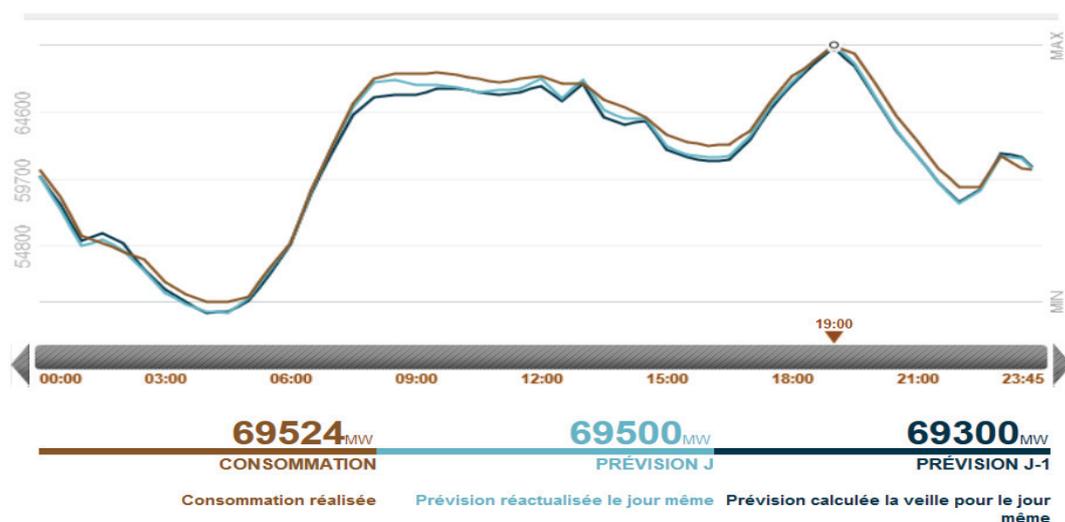


Figure I.5 – Consommation journalière d'électricité pour la journée du 05 décembre 2018 [10]

En termes d'émissions journalières de CO₂ générées par la production d'électricité, on remarque sur la Figure I.6 les émissions atteignent un niveau important durant les heures pleines 69g/kWh de CO₂ à 19h00, du fait que le gestionnaire de réseau a recours à des centrales à énergie thermique, des outils de production d'appoint qui rejettent des gaz polluants.

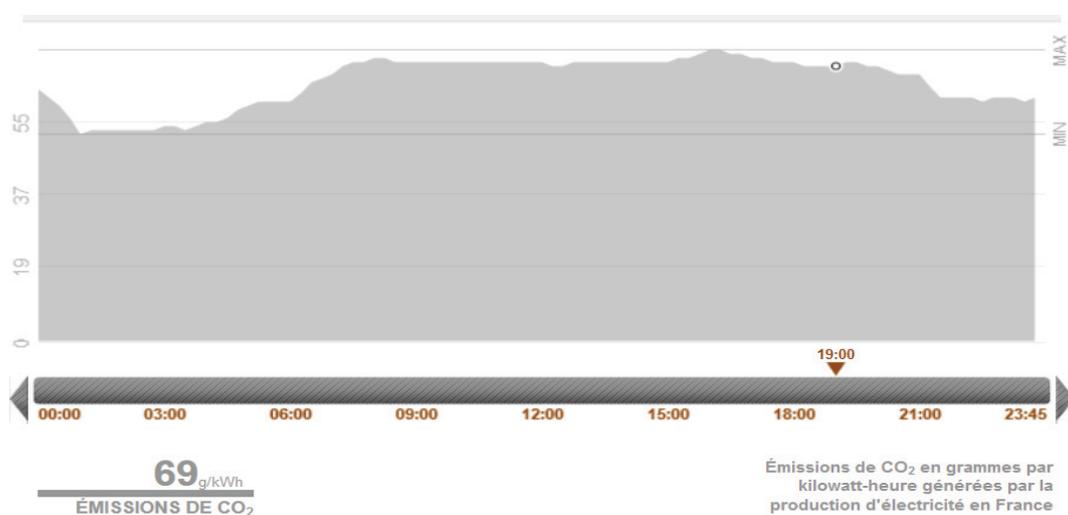


Figure I.6 – Émissions journalières de CO₂ générées par la production d'électricité pour la journée du 05 décembre 2018 [10]

Afin de faire face à cette problématique, le gestionnaire de réseau propose le double tarif pour ajuster la demande à l'offre d'électricité. Dans cette optique, le double tarif a vocation à inciter les clients d'électricité à déplacer leur consommation des heures pleines vers les heures creuses. En réduisant les pics de consommation, l'objectif est d'éviter le recours à des centrales à énergie thermique. Le tarif heures pleines-heures creuses concerne 45% des ménages français. Il s'oppose

au tarif « Base », qui est l'option tarifaire plébiscitée par 53% des ménages, et qui consiste en un prix du kWh stable dans le temps. Le double tarif se compose de deux périodes :

Les heures creuses (HC) : 8 heures dans la journée pendant lesquelles le prix du kWh est en moyenne 25% moins cher qu'en option Base. Ils correspondent à une ou plusieurs périodes de la journée, lors des plages dédiées. Ils peuvent être au nombre de 1, 2 ou 3, selon les communes et se trouvent obligatoirement entre 12h et 17h et / ou 20h et 8h.

Les heures pleines (HP) : 16 heures dans la journée pendant lesquelles le prix du kWh est en moyenne 10% plus cher qu'en option Base.

Selon l'agence Eurostat, en 2018, le prix moyen de l'électricité pour les particuliers en France est de 0.1799 €/kWh [11]. Parmi les pays les plus chers d'Europe, on trouve le Danemark (0,312 €/kWh), l'Allemagne (0,3 €/kWh) et la Belgique (0,294 € /kWh). D'autres pays proposent différents types de tarifications moins chers, néanmoins, ils sont largement dépendants des énergies fossiles. A titre d'exemple les Pays-Bas, selon l'Agence Internationale de l'Énergie (IEA), sont contraints d'importer beaucoup d'énergies fossiles puisque 83,9% de son électricité est issue d'une production à partir d'énergies fossiles (principalement gaz et charbon). Cette politique énergétique présente à la fois des inconvénients économiques à savoir la sensibilité à la volatilité des prix et aux tensions géopolitiques ainsi qu'un impact environnemental et sanitaire du point de vue de la pollution de l'air.

3. Les perturbations dans le réseau électrique

Le gestionnaire du réseau de transport s'engage à fournir à l'ensemble des utilisateurs une énergie de qualité, alors que cette dernière subit des perturbations depuis sa production jusqu'à sa consommation. L'énergie électrique est caractérisée par sa forme d'onde, sa fréquence (50 Hz en France), son amplitude et le déphasage entre les courants et tensions [12]. Les perturbations qui affectent l'énergie électrique peuvent être :

Des creux et coupures de tension qui représentent une diminution de la tension ou l'absence totale pendant une courte durée. Les chutes de tension sont fortement liées aux transits de puissance réactive majoritairement générés par les points de consommation.

Des variations de tension et de fréquence qui sont représentées par une modification de l'amplitude de l'enveloppe de la tension dans une bande de $\pm 10\%$ sur une durée de quelques centièmes de secondes.

Un déphasage du système triphasé de tension qui intervient lorsque le décalage de 120° entre les tensions n'est plus respecté (déséquilibre de phase) ou bien que leurs amplitudes ne sont plus identiques (déséquilibre d'amplitude). Dans ces deux cas il est considéré que le système triphasé est en déséquilibre.

La présence d'harmoniques et/ou d'inter-harmoniques qui sont des sinusoides à des fréquences multiples différentes de celle du fondamental à 50Hz.

Dans la section suivante, un état de l'art des BEs sera détaillé avec un focus sur la partie batterie des BEs à batterie. Ensuite, un aperçu sur les différents déploiements de flottes de BEs à travers le monde.

Section 2. Les bus électriques

1. Introduction

Dans cette section du chapitre, un état de l'art des BEs est dressé avec une description de leurs différentes typologies, sources d'énergie embarquée, modes de recharge, types de prises et socles etc. Un focus sera fait sur les accumulateurs lithium-ion qui feront l'objet d'une partie de nos travaux par la suite. En particulier les différents mécanismes de vieillissement de ce type de batteries sont présentés car ce paramètre constitue une partie importante dans la problématique de déploiement des BEs. Ensuite, la recharge des BEs sera détaillée et viendra justifier le choix de la recharge lente au dépôt faisant l'objet de cette étude. Finalement, un aperçu sur les différents déploiements de flottes de BEs en France et en Europe avec un focus sur TRANSDEV sera donné.

2. Les bus électriques (BEs)

2.1 Typologies des bus électriques

On distingue trois types de technologie de BEs qui varient selon l'énergie générée ou stockée à bord :

- **Les bus électriques hybrides (BEH)** génèrent de l'électricité à bord lors du fonctionnement à l'aide d'un moteur thermique (architecture série souvent utilisée dans les BEH)
- **Les bus électriques à pile à combustible (BEPC)** utilisent des piles à combustible à l'hydrogène pour générer de l'électricité à bord pendant le fonctionnement.
- **Les bus électriques à batterie (BEB)** stockent l'électricité à bord dans des batteries et sont rechargés pendant la nuit ou de manière intermittente tout au long de la journée.

Les BEs à batterie présentent un rendement 2 à 3 fois supérieur aux BEs à hydrogène, avec des coûts d'exploitation, de maintenance et d'investissement moindres [13]. Les BEs à batterie présentent de nombreux avantages : pas d'émission de gaz à effet de serre en usage, très faibles émissions locales de polluants (pollution « hors échappement »), une efficacité énergétique très élevée du moteur électrique, un coût d'énergie réduit et moins de bruit que les bus à motorisation

thermique. Par contre, leur déploiement est ralenti par leur coût d'achat qui est largement plus cher que celui des bus thermiques ainsi que les coûts associés qui nécessitent différents types d'infrastructures supplémentaires. Durant ces travaux de thèse, nous allons nous concentrer sur le cas de BEs à batterie (cf. Figure I.7).

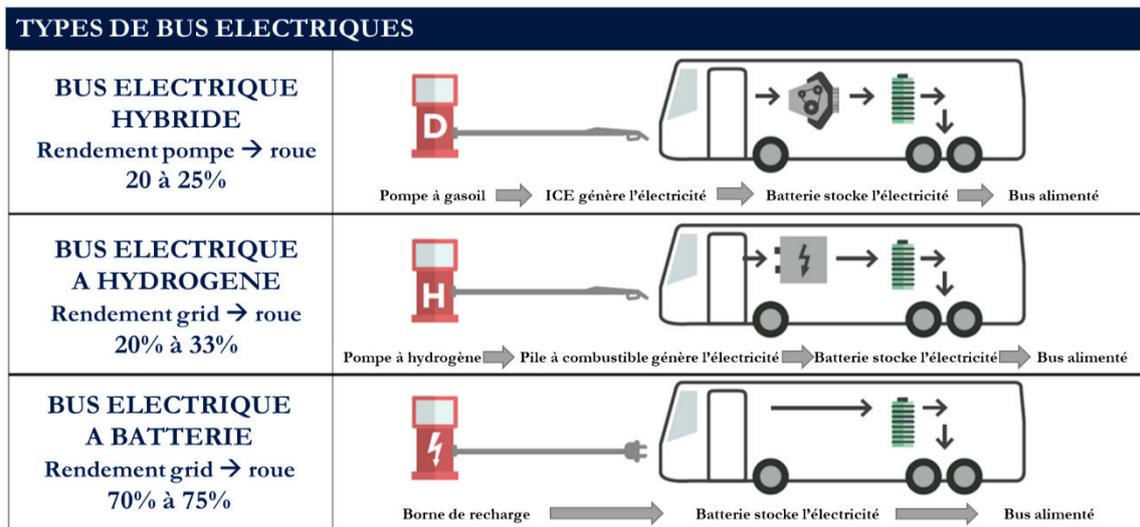


Figure I.7 – Types de bus électriques [14]

2.2 Le bus électrique à batterie (BEB)

La configuration type d'un bus électrique à batterie est présentée sur la Figure I.8. Les BEB stockent toute l'énergie requise dans une batterie embarquée. L'énergie est transférée ensuite vers la machine électrique passant par un convertisseur. Avant d'arriver aux roues motrices, l'énergie passe par la transmission, c'est-à-dire : le réducteur fixe (RF) et le différentiel (DF). Le freinage régénératif est utilisé pour récupérer de l'énergie cinétique pendant la phase du freinage et le flux d'énergie prend le sens inverse pour aller vers la batterie.

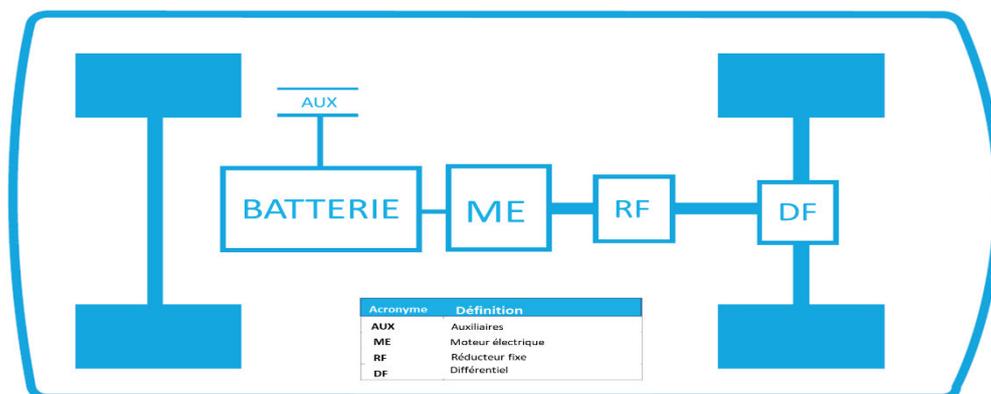


Figure I.8 – Configuration du bus électrique [14]

Il existe aussi d'autres types de configurations qui sont de moins en moins utilisées comme le fait de supprimer la transmission et le différentiel et d'avoir des machines électriques dans chaque roue motrice.

A noter aussi qu'on peut utiliser des supercondensateurs au lieu ou en plus des batteries dans les BEs. Ces dispositifs de stockage peuvent se charger et se décharger plus rapidement que des batteries. Les supercondensateurs peuvent être utilisés dans des systèmes hybrides en tant que système de stockage d'énergie aux côtés d'un moteur thermique ou d'une pile à combustible ou même d'une batterie pour encaisser les régimes transitoires sévères. Cependant, ils peuvent également être utilisés comme source unique d'énergie à bord et peuvent être rechargés fréquemment aux stations. Néanmoins, avec des densités d'énergie 10 fois plus petites (dans le meilleur des cas) que celle des BEs à batterie, un bus à supercondensateurs ne peut fonctionner que si on le charge à chaque arrêt pour parcourir de petites distances.

3. Les accumulateurs électrochimiques

Le stockage de l'énergie est un obstacle majeur à une vaste adoption des véhicules électriques (VEs). Il existe plusieurs technologies de stockage d'énergie électrique, mais dans le cas du véhicule électrique (VE), nous allons nous concentrer sur la technologie la plus utilisée qui est celle des accumulateurs électrochimiques.

La densité énergétique des batteries est nettement inférieure à celle des produits pétroliers ce qui résulte en un poids supérieur pour une autonomie moindre. Le coût des batteries et leur rechargement bien plus long qu'un passage à la pompe à carburant est encore un autre frein. En terme de densité massique d'énergie et de puissance, différentes technologies de batteries sont présentées sur la Figure I.9.

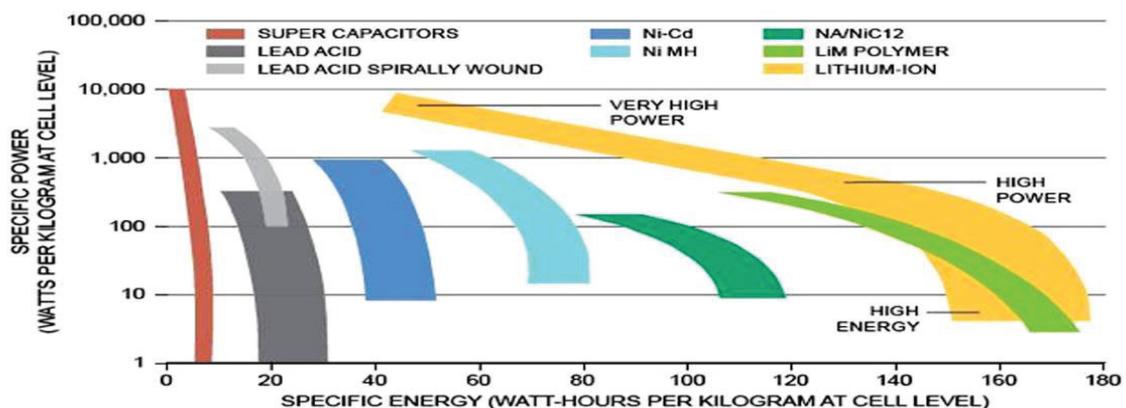


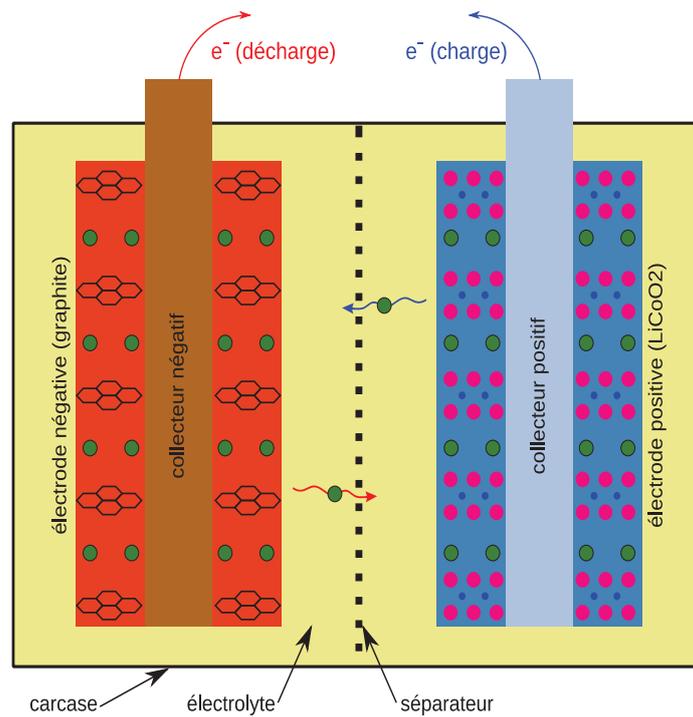
Figure I.9 – Diagramme de Ragone pour différentes technologies de stockage [15]

Il apparaît clairement que les batteries lithium-ion couvrent une très grande plage d'utilisation : une densité de puissance quasiment équivalente aux supercondensateurs et la meilleure densité d'énergie du marché. C'est la technologie actuelle la plus adaptée pour le marché automobile puisqu'elles sont, pour une quantité d'énergie stockée équivalente, les plus légères et les plus compactes. Dans la partie qui suit, nous allons détailler le fonctionnement des accumulateurs lithium-ion, les différentes chimies ainsi que leurs différents mécanismes de vieillissement.

3.1 Composants et principe de fonctionnement des batteries lithium-ion

Un accumulateur lithium-ion est une association de plusieurs cellules connectées en série et en parallèle en fonction de la tension et des exigences de l'application. Deux géométries de cellules de batterie Lithium-ion sont couramment utilisées : cylindrique et prismatique. Les cellules lithium-ion se composent d'une électrode positive, une électrode négative, un collecteur de courant, un électrolyte et un séparateur comme présenté sur la Figure I.10.

Le principe de fonctionnement d'un accumulateur lithium-ion repose sur le principe d'échange d'ions lithium d'une électrode à une autre. L'électrode positive et l'électrode négative sont constituées par des matériaux d'insertion de lithium qui vont capter ou libérer des ions lithium. L'électrolyte, conducteur ionique composé de sels de lithium dans un solvant, transporte des ions lithium de l'anode à la cathode et inversement à travers le séparateur. Le collecteur est composé d'aluminium (côté électrode positive) et de cuivre (côté électrode négative). Le séparateur empêche le contact direct des deux électrodes qui provoquerait un flux d'électrons à l'intérieur de la batterie (court-circuit). Plus de détails sur le fonctionnement lors de la décharge et recharge de la cellule est expliqué en Annexe A.

Figure I.10 – Composants d'un accumulateur lithium-ion LiCoO₂/Graphite (LCO/C) [16]

Le tableau ci-dessous compare les technologies lithium-ion les plus courantes :

Tableau I.1 – Les technologies lithium-ion [17]

Electrode positive	Formule	Electrode négative : Graphite (C6)			
		Tension (V)	Densité (Wh/kg)	Nombre cycles	Emballement thermique
LCO	$LiCoO_2$	3,6	150-200	-	
LMO	$LiMn_2O_4$	3,7	100-150	-	
NMC	$LiNi_{0.33}Mn_{0.33}Co_{0.33}O_2$	3,6-3,7	150-220	+	< 75°C -- 100 °C
LFP	$LiFePO_4$	3,2	90-120	+	
NCA	$LiNi_{0.8}Co_{0.15}Al_{0.05}O_2$	3,6	200-260	-	
Electrode positive		Electrode négative : Lithium Titanate (LTO, $Li_{4/3}Ti_{5/3}O_4$)			
		Tension (V)	Densité (Wh/kg)	Nombre cycles	Emballement thermique
LMO/NMC	$LiMn_2O_4$ $LiNi_{0.33}Mn_{0.33}Co_{0.33}O_2$	2,4	50-80	++	

L'électrode positive peut être de type (LCO, NMC, LMO, NCA, LFP, . . .). L'électrode négative peut être de type (Graphite, Lithium Titanate LTO, alliage de métaux).

La technologie NCA bénéficie de la plus haute densité énergétique [17]. Cependant, le LMO, NMC et le LFP sont supérieurs en matière de puissance massique et de stabilité thermique. La technologie

LTO (avec une électrode positive LMO/NMC) présente la meilleure durée de vie, même en cyclage à des forts régimes de courant [18].

Les batteries peuvent être caractérisées par plusieurs paramètres que nous allons définir :

Tension à vide (V) : la tension de la batterie lorsqu'elle est au repos.

Capacité (Ah) : la quantité de charge qui peut être stockée dans une batterie.

Régime de courant (A) : le courant exprimé par rapport à la capacité de la batterie.

Energie (Wh) : la quantité d'énergie qui peut être stockée dans une batterie.

Puissance (W) : la puissance maximale que la batterie peut fournir/accepter.

Etat de charge (%) : le rapport entre la quantité de charge disponible et la capacité de la batterie.

Profondeur de décharge (%) : le rapport entre la quantité de charge déchargée et la capacité de la batterie.

Densité d'énergie (Wh/kg) : la quantité d'énergie stockée par la batterie par rapport à sa masse.

Rendement faradique (η_f) : le rapport entre les Ah déchargés et les Ah chargés.

Rendement énergétique (η_e) : le rapport entre les Wh fournis et les Wh chargés.

3.2 Le vieillissement de batteries

Le vieillissement de la batterie est un problème critique pour les applications nécessitant une longue durée de vie, telles que les VEs. En général, le vieillissement des batteries se traduit par une dégradation des performances de la batterie. Cela implique soit une augmentation de l'impédance soit une perte de capacité de stockage. Cela se traduit par une perte de puissance et une diminution de l'énergie embarquée. Les facteurs de vieillissement sont multiples et généralement interdépendants. Ils concernent tous les composants de la batterie et dépendent du mode de fonctionnement [16].

3.2.1 Les mécanismes de vieillissement

Différents mécanismes de vieillissement ont été proposés dans la littérature, notamment les mécanismes de vieillissement de l'électrode négative. On peut citer la formation et la croissance de l'interface à électrolyte solide (SEI), la dégradation de l'électrode négative due au changement de structure, le dépôt de lithium métallique (*lithium plating*).

D'autres mécanismes de vieillissement peuvent se manifester au niveau de l'électrode positive, notamment la perte de matière active provoquée par les changements de phase lors des intercalations/dé-intercalations de lithium ou par le désordre de la structure cristalline.

On peut retrouver d'autres mécanismes de vieillissement au niveau des composants comme la dégradation de l'électrolyte, du séparateur, des collecteurs de courant.

Parmi ces mécanismes de vieillissement, la croissance de la SEI a été reconnue comme le mécanisme de vieillissement dominant dans la plupart des scénarios, en particulier pour les cellules lithium-ion disponibles dans le commerce [16], [19]. La SEI est une couche formée à la surface des matériaux d'électrode négative qui résulte de la réaction de l'électrode négative graphite avec l'électrolyte. La réaction de formation de SEI est inévitable et commence dès que l'électrode est mise en contact avec l'électrolyte. Lorsqu'elle est bien formée, la SEI assure un rôle protecteur de l'électrode. Malgré cela, la SEI continue à se former tout au long de la vie de la batterie et sa croissance constitue la principale cause de perte de capacité lorsque la batterie est au repos. Dans ces conditions, la perte de capacité de la batterie présente souvent une dépendance à la racine carrée du temps [16]. De plus, plusieurs facteurs vont accélérer ou non les phénomènes de vieillissement comme la température, l'état de charge de la batterie, le courant de recharge. La Figure I.11 résume les changements dus aux réactions à l'interface électrode négative-électrolyte.

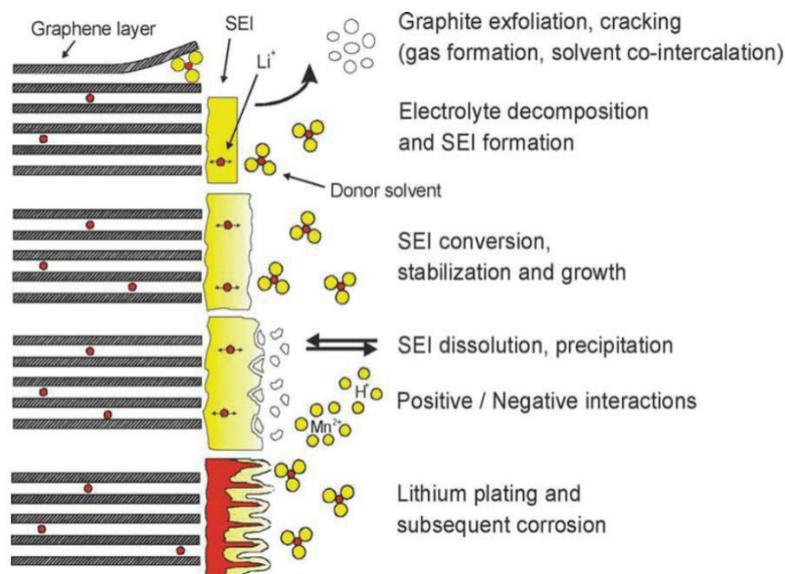


Figure I.11 – Les mécanismes de vieillissement dans l'électrode positive [20]

Quels que soit la nature et le mécanisme de vieillissement, le vieillissement de la batterie peut être dissocié en deux types : le vieillissement au repos (calendaire) et le vieillissement en cyclage. Chaque type définit les phénomènes causés par différentes utilisations de la batterie.

3.2.2 Vieillessement calendaire

Le vieillissement calendaire est la perte de capacité irréversible durant le repos de la batterie. En d'autres termes, il s'agit de la dégradation causée durant la non-utilisation de la batterie. Les effets du vieillissement calendaire peuvent être accélérés ou ralentis en fonction des conditions de stockage. Le facteur principal est la température de stockage. Les hautes températures ont tendance à accélérer le développement de ces phénomènes. Le principal phénomène de vieillissement à haute température est la formation et la croissance de l'interface à électrolyte solide (SEI). L'autre facteur principal du vieillissement calendaire est le niveau de SoC pendant le stockage (relative à la tension de la cellule). Ainsi, à température égale mais pour différents SoC, les cellules ne vieillissent pas de la même manière. En général le vieillissement est plus important à des SoCs élevés, mais l'influence du SoC est la plupart de cas non linéaire et très variable d'une technologie à une autre [16].

3.2.3 Vieillessement en cyclage

Le vieillissement en cyclage se produit lorsque la batterie est en charge ou en décharge. De nombreux facteurs sont impliqués dans ce type de vieillissement. Le facteur récurrent dans la littérature est la température. Le paramètre SoC peut être compris dans une fenêtre de variations ΔSoC car les contraintes électriques dues aux conditions de cyclage entraînent un intervalle dynamique du SoC. En plus du ΔSoC , le vieillissement en cyclage peut être influencé par d'autres facteurs tels que les régimes de courant de charge/décharge.

Ce mode de vieillissement est le plus souvent mesuré (et modélisé) en fonction du nombre de cycles subis par la batterie, et donc de la quantité des Ah échangés. Enfin, l'échauffement de la batterie dû au passage du courant peut induire une augmentation de la température de la batterie lors du cyclage et peut ainsi accélérer les processus de dégradation [21]. On retrouve le phénomène de formation de l'interface à électrolyte solide (SEI) à haute température, alors qu'à basse température, on retrouve le dépôt de lithium métallique (*lithium plating*).

Il est à noter qu'un couplage existe entre le vieillissement calendaire et le vieillissement en cyclage, de ce fait, les facteurs du cyclage peuvent influencer aussi en partie sur le vieillissement calendaire.

4. La recharge des bus électriques

Deux grandes technologies de recharge de bus 100% électriques coexistent aujourd'hui en Europe :

La recharge lente au dépôt pendant la nuit « *overnight charging* » : le bus est alimenté par sa batterie tout au long de la journée et ne se recharge que durant la nuit, au dépôt. La technologie à recharge lente requiert des batteries capables de stocker suffisamment d'énergie pour faire fonctionner le bus toute la journée, ce qui augmente son poids. La recharge s'effectue au dépôt de bus via de simples bornes de recharge, toutefois, ces dépôts peuvent contenir plus d'une centaine de bus, ce qui risque de créer dans ce cas d'importants appels au réseau pendant la nuit.

La recharge rapide et fréquente « *opportunity charging* ou biberonnage » : le bus se recharge à plusieurs reprises au cours de la journée. La recharge peut se faire aux terminus en bout de ligne (quelques minutes) ou à des emplacements stratégiques lorsque plusieurs lignes de BEs partagent un arrêt. En ce qui concerne la technologie à recharge rapide et fréquente (biberonnage), la recharge se fait le plus souvent par conduction au niveau du toit du bus : un bras mécanique ou pantographe est intégré à la station ou au bus et permet une recharge à plusieurs centaines de kW. La recharge par induction se développe également à un stade plus expérimental, avec la mise en place de dalles souterraines émettrices d'un champ électromagnétique au niveau de l'emplacement de stationnement du bus. À noter que pour ne pas saturer le réseau, les stations sont souvent équipées de batteries ou de supercondensateurs. C'est le cas des systèmes WATT et TOSA développés respectivement à l'aéroport de Nice et à Genève [22].

Des technologies différentes de batteries se présentent pour ces modes de fonctionnement. Lorsque nous sommes sur une recharge lente la nuit au dépôt, les batteries à forte densité énergétique (+ 100 Wh/kg) sont privilégiées, alors que pour de la recharge rapide des batteries tolérant les recharges rapides et donc à haute puissance sont privilégiées. Les technologies lithium-ion se montrent adaptables aux deux catégories sous des chimies d'électrodes différentes. Chaque technologie est caractérisée par un couple d'électrode positive et négative. La technologie LFP/C (lithium fer phosphate/ graphite) est plutôt adaptée pour faire de la recharge lente, et LMO/LTO (lithium manganèse oxyde/ lithium titanate) est aujourd'hui la technologie la mieux adaptée pour faire de la recharge rapide. La technologie NMC/C (nickel manganèse Cobalt / graphite) représente un compromis entre les deux. Les bus à biberonnage peuvent aussi faire appel à des supercondensateurs, dispositifs de stockage pouvant se charger et se décharger plus

rapidement que des batteries mais mettant en jeu une quantité d'énergie bien plus faible. Le Tableau I.2 présente les différents paramètres utilisés selon le type de recharge.

Tableau I.2 – Les technologies de recharge [22]

	Recharge lente	Recharge rapide (arrêts ou terminus)
Durée de recharge	Au dépôt : de 4 à 6 heures	Aux arrêts : dizaines de secondes Aux terminus : quelques minutes
Taille des batteries	De 240 kWh à 375 kWh	De 50 kWh à 180 kWh
Technologie de batteries	Lithium-ion : NMC, LFP Li-Métal Polymère : LMP Sodium-Nickel	Lithium-ion : LTO, NMC Supercondensateurs
Technologie de recharge	Pas de système de recharge particulier	Conduction  Induction 
Constructeurs de bus		
Villes potentielles	Paris, Marseille, Londres, villes chinoises	Amiens, Nantes, Rennes, Bayonne, Eindhoven, Stockholm, Göteborg

5. Le déploiement des flottes de bus électriques

5.1 Vue d'ensemble du marché des bus électriques à travers le monde

Le nombre de BEs dans le monde a considérablement augmenté ces dernières années. La Figure I.12 illustre les immatriculations de flottes de BEs et PHEBs² dans les pays européens en 2017. Cette année, le nombre cumulé de BEs en Europe a atteint un peu plus de 2 100 unités. Les BEs ont constitué la majorité à 1 560 unités. Les Pays-Bas possède la plus grande flotte de BEs en Europe avec 296 unités en 2017. Aux Etats-Unis, un peu plus de 360 BEs ont été déployés dans diverses agences de transit à travers le pays.

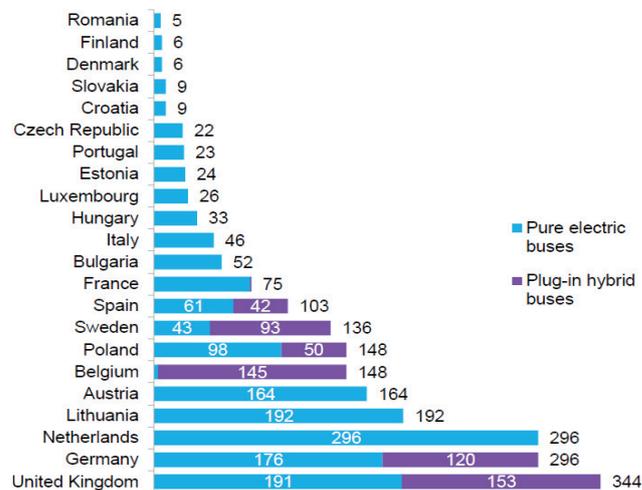


Figure I.12 – Les immatriculations de flottes de BEs et PHEBs en Europe en 2018 [23]

La plus grande flotte de BEs se trouve en Chine où 370 000 BEs ont été recensés en 2017 par IEA [24]. La flotte chinoise de BEs a suivi la même tendance que le reste du monde, mais avec un déploiement extrêmement rapide. C'est le cas de la ville de Shenzhen qui a atteint 100% de sa flotte de BEs avec plus de 16 000 BEs à la fin de 2017 [25]. Ceci est le résultat d'une politique incitative menée par les autorités chinoises. Par exemple, 150 000 \$ ont pu être accordés à titre de subvention gouvernementale, ce qui représente plus de la moitié du prix d'un véhicule en Chine [25]. Malgré ce nombre impressionnant, les BEs ne représentent encore que 17% de la flotte totale des bus chinois [26].

² PHEBs signifie Plug-in Hybrid Electric Bus est un bus hybride électrique dont la batterie de traction est chargée soit de manière externe sur le réseau électrique soit de manière embarquée.

En 2017, 60% des BEs vendus en Europe étaient équipés d'un pantographe [27]. En Chine, 50% des BEs sont équipés pour la charge rapide [28], mais dans certains cas, la charge lente au dépôt est plus largement adoptée: 100% des 16 000 BEs de Shenzhen acceptent la charge lente [28]. À l'avenir, la charge lente au dépôt devrait prendre le dessus car même dans le cas de la recharge rapide, la nécessité de charger au dépôt la nuit est toujours présente [29].

Les prévisions de ventes des BEs devraient augmenter que ce soit en Europe ou dans le reste du monde. L'Agence internationale de l'énergie (AIE) a élaboré deux scénarios pour la progression du marché des VE: le scénario de nouvelles politiques (NPS) et le scénario EV30@30 [24]. EV30@30 est plus ambitieux et correspond aux objectifs de l'Initiative pour les Véhicules Electriques (EVI) [30] visant globalement 30% des VE en 2030. Selon le dernier scénario en 2030, 60% des bus en Chine seraient électriques, 40% en Europe et seulement 15% aux États-Unis.

Le projet ZeEUS, qui est soutenu financièrement par la Commission Européenne, s'est concentré sur le déploiement des BEs en Europe en répertoriant les flottes de villes et les offres existantes des constructeurs de bus. Le rapport final [31] présente une évolution du marché européen des BEs (cf. Figure I.13)³. Dans ce scénario, les BEs pourraient représenter plus de 50% du parc de bus européen en 2030.



Figure I.13 – Evolution du marché européen des bus [31]

En Île-de-France, la RATP dispose actuellement de 74 BEs sur sa flotte de 4 700 bus avec une seule ligne 100% électrique (Ligne 341 : 23 BlueBus 12m) et deux autres (la 115 et la 126) où ces bus sont en cours de déploiement. Un appel d'offres significatif vient d'être lancé en 2018 avec Île-

³ Clean Diesel : Motorisation diesel qui limite les particules fines et NO_x

de-France Mobilités (anciennement STIF) afin d'acquérir jusqu'à 1 000 BEs. Les premières livraisons massives de BEs ont été effectuées fin 2019. La demande de la RATP sera principalement composée de bus standards de 12 m avec une recharge lente des batteries au dépôt [32].

Les grandes villes qui expérimentent déjà différents véhicules envisagent la motorisation électrique dans le renouvellement de leur flotte : Lyon, Marseille, Nice, Grenoble. A priori, cette demande porterait plutôt sur des bus standards de 12m avec une recharge lente au dépôt. Des villes de taille moyenne lancent ou prévoient de lancer des appels d'offres sur des lignes spécifiques, souvent des lignes de bus à haut niveau de service : Nantes, Rennes, Amiens, Bayonne, Chartres. Ces lignes devraient plutôt utiliser des technologies de recharge rapide, aux arrêts ou aux terminus.

5.2 Principaux constructeurs de bus électriques

Le marché européen du bus urbain est aujourd'hui dominé par quelques constructeurs principaux intégrant historiquement l'expertise de la motorisation (cf. Tableau I.3). Cependant, on observe l'arrivée de nouveaux acteurs tels que les carrossiers qui externalisent en général la motorisation de leurs véhicules pour se lancer sur ce nouveau marché. Le marché a aussi connu l'entrée de spécialistes de motorisation électrique (comme PVI, leader du marché français des mini/midibus) et des batteries. Ces spécialistes comptent se faire une place sur le marché du bus urbain afin de trouver des débouchés à leurs technologies. Le Tableau I.3 présente les différents acteurs du marché de bus et cars en Europe :

Tableau I.3 – Acteurs du marché de bus et cars en Europe [22]

Groupes	Marques
Constructeurs historiques	
Carrossiers	
Constructeurs spécialisés	
Groupes chinois	

Parmi les nouveaux entrants au marché des constructeurs on peut citer le groupe Bolloré via sa filiale Bluebus. Spécialisée dans la technologie de batterie Lithium Métal Polymère, l'entreprise

française s'est lancée en 2016 dans la construction de bus sur son usine de batteries en Bretagne. La Chine possède une avance considérable sur l'Europe avec environ 370 000 BEs en circulation en 2017. Les trois premiers constructeurs chinois ont pris position en Europe grâce à des partenariats avec des acteurs européens [22].

5.3 Stratégie de déploiement des bus électriques à TRANSDEV

TRANSDEV est un acteur majeur des transports publics et pionnier de l'électromobilité avec de nombreuses opérations de déploiement de BEs dans le monde. Les BEs exploités par TRANSDEV à la fin de 2018 atteignent environ 600 unités. Les projections relatives aux engagements prévoient une flotte de 700 bus à émission zéro en 2019 et de plus de 1000 bus en 2024. Le Tableau I.4 illustre les flottes de BEs exploités par TRANSDEV dans le monde en fin 2018.

Tableau I.4 – Les flottes de BEs exploités par TRANSDEV dans le monde (fin 2018)

Modèle de bus	Longueur	Pays	Nombre
Charge lente au dépôt			
BYD	8-12 m	États-Unis	78
		Suède	12
		Pays-Bas	29
	18 m	États-Unis	19
	Double decker	États-Unis	4
PROTERRA	10-12 m	États-Unis	17
HYBRICON	12 m	Suède	10
EBUSCO	12 m	France	4
BOLLORE	12 m	France	5
LINKER	12 m	Finlande	1
LIONBUS	School bus	Canada	3
IRIZAR	12 m	France	3
MAGTEC	Double Decker	Angleterre	4
HEULIEZ	12 m	France	8
CAETANO	12 m	Portugal	3
Charge rapide			
VDL	18 m	Pays-Bas	43
	18 m	Pays-Bas	100
VOLVO	12 m	Angleterre	8

Dans la région d'Amsterdam, Transdev via sa filiale Connexxion exploite la plus grande flotte d'autobus en Europe composée de 43 BEs dans la ville d'Eindhoven (43 bus articulé fournis par VDL) avec une technologie de recharge rapide durant la journée et une recharge lente durant le soir et 100 BEs articulés à Amsterdam. En Suède, Transdev a testé 12 BEs fournis par BYD à Esklistuna avec une recharge lente durant la nuit et à Umeå, 10 bus HYBRICON 12 m à recharge rapide et compte augmenter sa flotte à 33 BEs d'ici 2019 [33]. À Paris, Transdev exploite 5 Bluebus 12m sur une navette à La Plaine Saint-Denis pour le compte d'Icade. Transdev exploite une ligne 100% électrique (Ligne 1 Réseau R'bus: 4 EBUSCO 12m, 4 HEULIEZ). Le dépôt sera équipé d'un système de « charge intelligente » qui est l'objet de ce travail de thèse et dont la stratégie de recharge dépendra des besoins d'exploitation, du tarif de l'électricité, de la température des batteries, etc. À la Rochelle, la ligne 14 sera la première ligne régulière du réseau YELO équipée entièrement en électrique (3 GX 337 ELEC d'Heuliez Bus). À Rouen, 2 Yutong de 12m, à Mulhouse 5 GX 337 ELEC d'Heuliez Bus et à Vichy 4 Bluebus 12m de Bolloré vont circuler.

Dans la dernière section, un positionnement des travaux de thèse a été réalisé et la problématique de déploiement de BEs à grande échelle a été analysée.

Section 3. Positionnement des travaux de thèse et problématiques

1. Introduction

Dans cette dernière section, nous allons présenter la problématique du transport routier dans un premier temps. Nous allons voir que les BEs sont directement concernés par les émissions locales et notamment les émissions polluantes à l'échappement. Ensuite, nous allons étudier la problématique du déploiement de BEs notamment à grande échelle et qui nécessite d'anticiper les futurs besoins électriques. La dernière partie vient souligner la problématique de la recharge des BEs et l'intérêt de mettre en place un système de recharge intelligent.

2. Les émissions du transport routier

Les émissions totales de gaz à effet de serre (GES) en France ont diminué de 12% sur la période 1990-2012 [34]. La consommation d'énergie dans le secteur des transports atteint 48,8 Mtep en 2014, soit 32,5% de l'ensemble de la consommation d'énergie finale en France (hors production d'énergie) [35]. Cette consommation est principalement satisfaite par des produits pétroliers destinés au transport routier (94,1 % de la consommation énergétique du secteur [35]). Ce qui fait du transport routier le plus gros contributeur (34,1 %) des émissions de GES devant le secteur résidentiel, tertiaire et industriel. Le transport routier émet à lui-seul 95 % des émissions du secteur du transport avec 121 millions de tonnes équivalent CO₂ en 2018 [35]. La Figure I.14 présente la répartition des émissions de CO₂ par secteur d'activité. On voit bien que les bus et cars ne représentent que 1,1% des émissions du transport routier loin derrière les véhicules particuliers qui représente 19,1%.

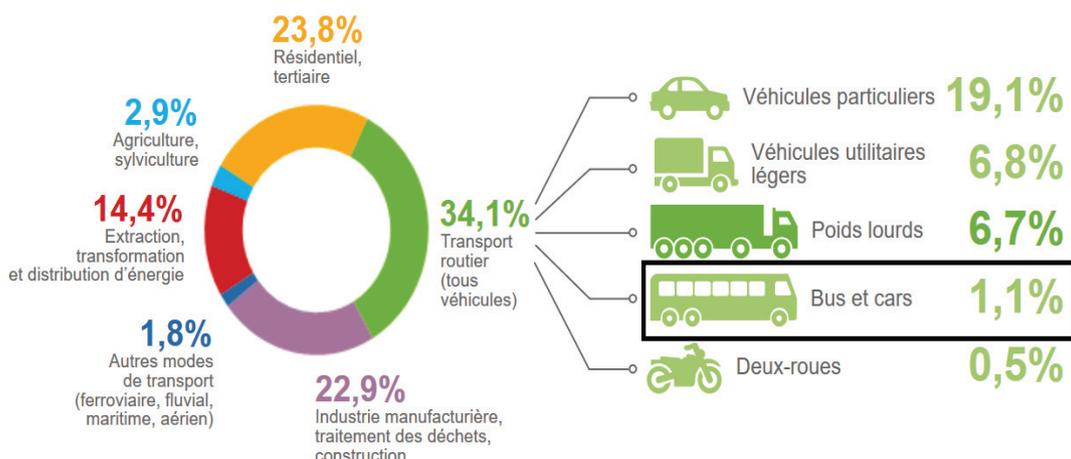
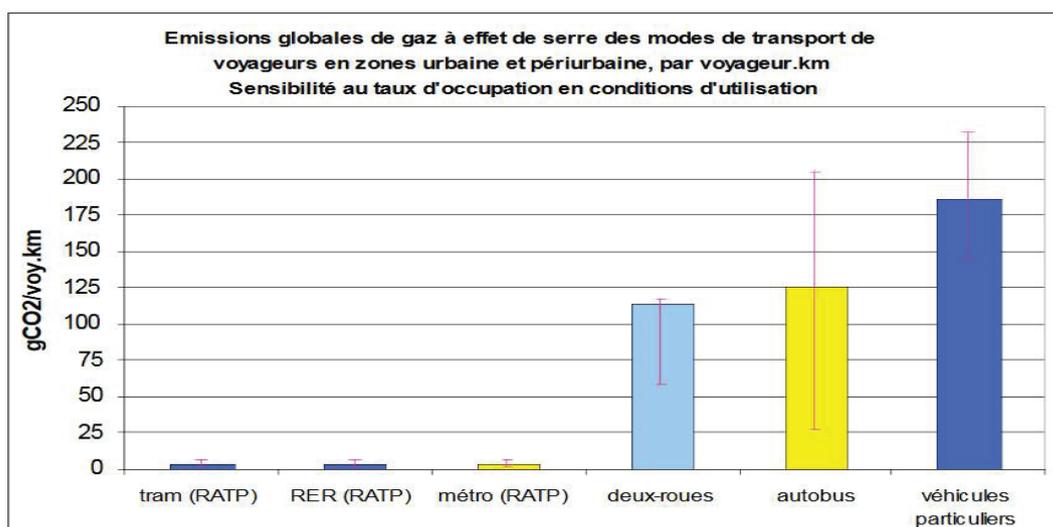


Figure I.14 – Répartition des émissions de CO2 par secteur d'activité [36]

L'étude [37] a montré que dans le transport de passagers en zones urbaine et périurbaine à Paris, les émissions associées au transport en métro, RER et tram calculées en considérant un taux d'occupation de 15% sont encore très inférieures à celles des deux-roues avec deux occupants, des autobus dont 75% des places sont occupés (tous types de bus confondus) et des véhicules particuliers. Parmi l'ensemble des modes routiers, l'autobus est le moyen le moins émetteur à condition qu'il soit rempli. Dans les conditions d'usage, et toutes choses égales par ailleurs, les véhicules particuliers sont plus émetteurs que les deux-roues (cf. Figure I.15). La barre en rose représente la sensibilité au taux d'occupation en conditions d'utilisation.



Graph 3 : comparaison des émissions globales de GES des différents modes de transport de voyageurs en fonction du taux d'occupation

Figure I.15 – Comparaison des émissions globales de GES des différents modes de transport de voyageurs en fonction du taux d'occupation [37]

Le calcul des émissions de CO₂ dépend fortement de certains paramètres des différents modes considérés, notamment le taux d'occupation et la phase amont de production de l'énergie utilisée. Comme nous avons pu le voir, les émissions des voitures particulières représentent la majorité devant celles des autobus qui sont très variables en fonction des conditions d'occupation. De ce fait, à l'échelle globale, la transition vers des bus 100% électriques représente une petite partie de la solution de réduction des émissions de CO₂. De plus, selon le processus de production de l'électricité, des émissions amont sont à intégrer (le mix énergétique français est avantageux à cet égard avec une part prépondérante d'énergie nucléaire faiblement carbonée). Par contre, au niveau de la pollution locale, l'utilisation d'un bus électrique représente un réel atout. Le bus électrique n'émet aucun GES dans sa phase d'usage et permet d'éliminer toutes les émissions polluantes à l'échappement (NO_x, PM, HCt, COV, ...) (cf. Figure I.16). De plus, la motorisation électrique permet une réduction des nuisances sonores. Certaines émissions de PM (Particules) hors échappement sont néanmoins présentes à cause de l'usure des pneus et des freins et de la resuspension de particules.

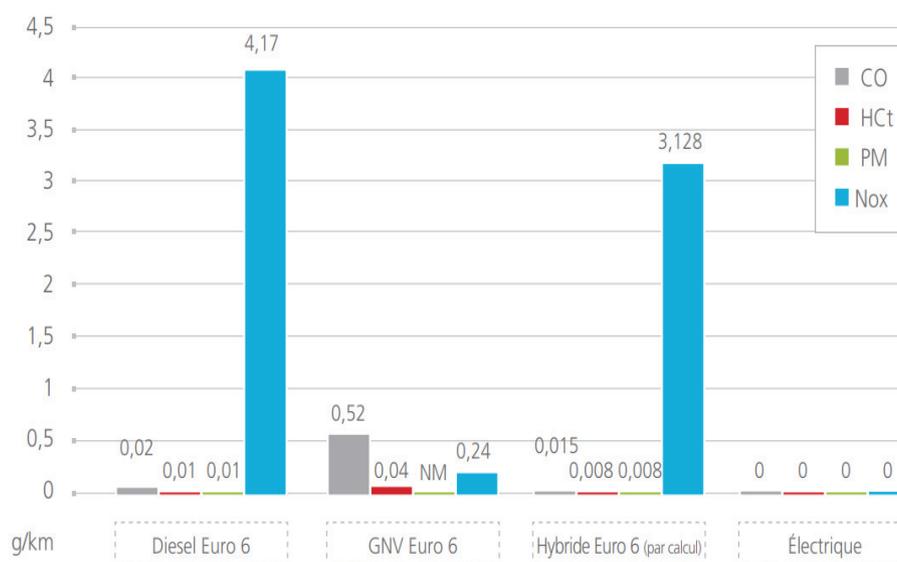


Figure I.16 – Facteurs d'émissions par filière sur cycle ADEME/RATP - Mesures réalisées sur banc à rouleau UTAC ou VTT [38]

3. Vers un parc de bus tout électrique

D'après les données (statistiques du ministère) [39], il y a 28 700 autobus immatriculés en France avec 10^9 km parcourus/an et 71 400 autocars immatriculés en France avec 2.10^9 km parcourus/an en 2017. Afin d'anticiper les futurs besoins électriques d'une transition totale du parc de bus et autocars en France, nous avons considéré que nous avons un total de 100 000 bus pour un total de 3.10^9 km parcourus/an en supposant une consommation moyenne de 1 kWh/km. Le Tableau I.5 et le Tableau I.6 représentent l'impact de la recharge de bus sur le réseau du point de vue « énergie » et « puissance ».

Tableau I.5 – L'impact de la recharge de bus sur le réseau du point de vue « énergie »

(Production totale annuelle française = 529 000 GWh [40])

Nombre de bus et cars électriques	Total GWh/an pour la recharge	% de la production totale
100 000	3000	0,6%

Tableau I.6 – L'impact de la recharge de bus sur le réseau du point de vue « puissance »

(Puissance de production installée en France : 130 GW [40])

Nombre de bus ou cars électriques	Puissance nécessaire pour une recharge lente (60kW)		Puissance nécessaire pour une recharge rapide (300kW)	
	GW	% puissance installée	GW	% puissance installée
100 000	6	4,6%	30	23%

On remarque que l'impact du déploiement de bus électrique à grande échelle sur l'infrastructure nationale est négligeable en matière d'énergie mais peut devenir significatif en matière de puissance surtout si on procède à des recharges rapides. La partie qui suit viendra détailler cette problématique notamment au niveau de l'infrastructure locale et aussi par rapport à la problématique de vieillissement de la batterie.

4. Problématique du déploiement de flottes de bus électriques

4.1 Impact de la recharge des flottes de bus électriques sur la production et distribution d'énergie électrique

La recharge non contrôlée d'une grande flotte de VEs pourrait entraîner des problématiques pour le réseau de distribution électrique. Ces problématiques sont liées aux pics de puissance appelés transitoirement, au phénomène de congestion, aux pertes de puissance et à la chute de tension. Une étude sur la gestion des VEs dans le réseau smart grid [41] reprend plusieurs études sur l'impact de la recharge des VEs sur le réseau de distribution. Ces impacts sont évalués en comparant deux types de recharge [41]:

La recharge non contrôlée se produit lorsque les VEs commencent immédiatement à se charger jusqu'à ce que les batteries soient pleines quel que soit le moment de la journée.

La recharge intelligente consiste dans le contrôle (par un exploitant de la flotte) de la planification temporelle, de la durée ainsi que de la puissance de la charge de VEs.

Les premières études concernant le contrôle de la recharge des VEs et leurs effets sur le réseau de distribution électrique datent du début des années 1980. Heydt [42] a indiqué que la gestion de la recharge devrait être déployée pour faire face aux pics de consommation sur le réseau de distribution. En effet, la gestion de flottes de BEs participera dans la diminution de CO₂ émis par la production d'électricité. C'est-à-dire qu'en chargeant la nuit lentement on aide à lisser la courbe de puissance totale à générer et éventuellement diminuer les pics de puissance.

D'autres études montrent que sans une recharge intelligente, la consommation d'énergie à l'échelle locale peut entraîner des problèmes de réseau, tels que des pics de puissance, une congestion de ligne et une violation de la limite de tension. En 2011, Lopes et al. [43] confirment qu'un déploiement massif des VEs peut entraîner des problèmes d'exploitation du réseau, tels que des congestions ou de grandes chutes de tension. Avec l'intégration des VEs dans le réseau, des problèmes de congestion peuvent survenir si la recharge n'est pas contrôlée, d'importants investissements dans le renforcement du réseau peuvent être alors nécessaires.

Concernant l'optimisation, plusieurs paramètres tels que les pertes de puissance, la congestion du réseau ont été pris en compte pour soutenir l'intégration des VEs dans le réseau de distribution. Sortomme et al. [44] ont proposé une optimisation de la gestion de la recharge pour minimiser les pertes de puissance. Morais et al. [45] ont proposé un algorithme d'optimisation multiobjectif pour évaluer l'impact des VEs dans la demande de puissance en considérant le coût de la recharge et la

planification de la recharge comme des fonctions objectif de l'algorithme proposé. En ce qui concerne la régulation de tension, cet objectif est atteint par la répartition optimale de la puissance réactive ou en contrôlant la demande de recharge afin de réduire la chute de tension. Wu et al. [46] ont proposé le choix de l'angle de phase effectif par le chargeur des VEs afin de compenser la puissance réactive capacitive et inductive. Leemput et al. [47] ont analysé l'impact de la puissance réactive des VEs dans un réseau de distribution résidentielle basse tension. L'étude [48] propose une méthodologie pour optimiser la gestion des puissances actives et réactives dans un réseau de distribution avec des VEs afin d'améliorer le profil de tension tout en réalisant un coût d'exploitation minimum.

4.2 Impact de la recharge des flottes de bus électriques sur la durée de vie des batteries

Dans la littérature, on retrouve beaucoup d'études qui ont été conduites sur les effets de vieillissement provoqués dans les batteries de VEs en raison des cyclages. Bashash et al. [49] ont optimisé la recharge d'un véhicule hybride rechargeable afin de minimiser le vieillissement et le coût des batteries. Des études réalisées par Lunz et al. [50] et Guenther et al. [51] ont montré l'impact de la participation aux V2G⁴ (*Vehicle To Grid*) sur la durée de vie de la batterie en considérant différents scénarios sur une période de 10 ans.

Une étude de Marongiu et al. [52] a permis de simuler un système V2G avec de nombreux VEs et d'analyser les conséquences sur le vieillissement de deux modèles de cellules lithium-ion. L'étude de Ma et al. [53] présente l'impact du cycle de conduite sur le vieillissement de batterie lithium-ion (LMO) de BEs exploités depuis plus de cinq ans. Les résultats montrent que les cellules présentaient le taux de vieillissement le plus élevé à 20% de SoC et un vieillissement accéléré à 40°C. Les études de Redondo-Iglesias [16] ont montré l'influence du vieillissement calendaire et du vieillissement calendaire alterné sur la perte de capacité de deux types de batterie lithium-ion (LFP, NMC). Ces travaux fournissent des résultats de vieillissement fondamentalement calendaire de cellules LFP avec des alternances de SoC périodiques, ce qui est représentatif d'un usage de VE.

⁴ *Vehicle To Grid* est un système dans lequel le véhicule communique avec le réseau afin de vendre des services de réponse à la demande

5. Le positionnement des travaux de thèse et objectif

Depuis ces dernières décennies, les villes ne cessent de grossir avec des besoins de consommations causant de plus en plus de problèmes environnementaux comme la pollution de l'air. Par conséquent, l'utilisation de BEs est une solution essentielle au problème de pollution locale. De ce fait, une expansion et un développement technologique rapide dans les transports publics sont attendus grâce aux avancées technologiques que la mobilité électrique connaît actuellement.

Cependant, le déploiement de BEs est une tâche difficile à gérer. D'une part, un déploiement à grande échelle de BEs aura un impact important sur le système électrique, générant des problèmes de pics de puissance et de congestion du réseau [54]. D'autre part, le coût supplémentaire d'achat d'un BE par rapport aux bus conventionnels devrait représenter un retour sur investissement dans un délai raisonnable, ce qui laisse les opérateurs de transport en commun de plus en plus intéressés par la réduction des coûts d'exploitation, en particulier des coûts liés à la recharge et au remplacement de la batterie.

De ce fait, une stratégie de recharge intelligente est nécessaire afin de limiter les problématiques liées au réseau électrique, d'optimiser le fonctionnement de la station de recharge et de minimiser les coûts d'exploitation (coût de la recharge + vieillissement de la batterie).

L'optimisation de la recharge des flottes de VEs de grande et de petite taille a déjà été étudiée afin de minimiser différents objectifs [55]–[65]. Plusieurs méthodes de recharge intelligente de VEs à grande échelle ont été comparées dans l'étude [65]. Hu et al. [62] ont comparé neuf méthodes d'optimisation utilisées pour la recharge intelligente de VEs avec des objectifs différents (réduction des coûts de charge, pertes de puissance, lissage de la charge, écarts de tension du réseau et fourniture de services de régulation). Une méthode basée sur la programmation linéaire est fortement recommandée pour une flotte de VEs à grande échelle car elle est la plus rapide et plus efficace pour trouver la solution optimale [62]. Cependant, en termes de faisabilité, cette méthode ne convient pas aux problèmes non linéaires⁵, à titre d'exemple le problème du vieillissement de la batterie. D'autres méthodes d'optimisation traitant des problèmes non linéaires (programmation non linéaire, optimisation heuristique et métaheuristique) ont également été discutées et comparées.

⁵ Le terme linéaire fait référence à une linéarité par rapport à la variable d'optimisation qui est dans notre cas la puissance de recharge

Concernant l'optimisation de la recharge des BEs à grande échelle, plusieurs travaux ont traité la recharge d'une flotte de BEs afin de minimiser plusieurs objectifs [66]–[74].

Certains travaux se sont concentrés sur la minimisation du coût de la recharge d'une flotte de BE [66], [67], [70], [71], [73], d'autres travaux ont étudié l'optimisation du vieillissement de batterie pour un BE [74], d'autres ont minimiser les pics de puissance [68], [69] et d'autres travaux ont traité les problèmes multiobjectif [72].

Bien que la plupart des travaux existants dans la gestion de charge flotte de BEs se concentrent sur l'optimisation mono-objectif que ce soit pour la réduction des coûts opérationnels ou de la puissance de pointe, il n'existe que peu de travaux traitant les problèmes multiobjectif. Concernant le vieillissement de la batterie, il n'existe pas de travaux qui traitent le problème du vieillissement avec une flotte de BEs à grande échelle.

L'objectif de la thèse est donc de développer une approche méthodologique de la gestion de la recharge d'une flotte de BEs à grande échelle avec une extension possible de l'algorithme proposé à des centaines de bus tout en ayant un temps de calcul relativement court. Ces études examineront plus précisément le comportement électrothermique et le vieillissement de la batterie et traiteront les problèmes multiobjectif. Cette approche utilise des méthodes d'optimisation déterministes ou métaheuristiques selon le type d'optimisation (mono-objectif ou multiobjectif) et selon le type de la fonction objectif tout en tenant compte de plusieurs contraintes. Ces contraintes sont liées aux conditions de fonctionnement du bus, à l'infrastructure de recharge et au réseau électrique.

Conclusion du chapitre I

En conclusion, il ressort de l'état de l'art sur les réseaux électriques que depuis le 19^{ème} siècle le système électrique français n'a cessé d'évoluer pour permettre l'interconnexion des réseaux électriques et la diversification des sources de production.

En effet, malgré une domination quasi-totale de l'option nucléaire à partir des années 70, la part des énergies renouvelables ne cesse d'augmenter depuis quelques années dans le mix électrique français. La France s'est fixé comme objectif pour 2030 d'augmenter la production d'électricité issue des énergies renouvelables (EnR) pour atteindre 40% du mix électrique de la consommation, et de réduire la part du nucléaire dans le secteur électrique à 50% [75].

La consommation électrique du secteur du transport en France ne représente actuellement que 3% avec un surplus de la production globale par rapport à la consommation totale, ce qui montre que le réseau électrique est capable de supporter l'avènement de BEs qui contribueront à l'amélioration de la qualité de l'air dans les villes. En revanche, les émissions de GES des véhicules poids lourds (dont le bus électrique) ne représentent que 21,3% des émissions du transport routier, qui à leur tour représentent moins que 30% des émissions globales. Ce qui fait du BE une petite part du problème des émissions globales de gaz à effet de serre mais reste directement concerné par les émissions locales et notamment les émissions polluantes à l'échappement.

Le recharge d'une grande flotte de BEs est vue comme une nouvelle charge non linéaire (un élément de circuit qui consomme une puissance, active ou réactive, sur le système d'alimentation) qui pourrait générer des problèmes de pics de puissances durant les heures pleines et qui représente une nouvelle problématique pour les gestionnaires du réseau.

Une autre problématique se situe au niveau des accumulateurs lithium-ion qui deviennent de plus en plus mature et sont les plus adaptés pour le marché automobile. Malgré cela, la batterie est un composant sensible et coûteux et conditionne en grande mesure le coût total de possession des BEs. Du fait de leur vieillissement, une attention particulière devra se faire pendant toutes les phases de la vie de la batterie (utilisation du bus, recharge...).

La recharge rapide (*opportunity charging* ou biberonnage) réduit considérablement le coût des batteries (par diminution de leur taille), cependant, le coût de l'infrastructure requise reste très élevé par rapport à celui de la recharge lente au dépôt. Les deux solutions sont compétitives en termes de coût total de possession (TCO) [23] et ont leurs avantages et inconvénients respectifs.

Le BE se présente comme l'une des solutions pour développer la mobilité électrique urbaine qui est appelée à émerger rapidement. De ce fait, les opérateurs doivent repenser leurs réseaux et anticiper les problématiques liées à la recharge des batteries et leurs futurs besoins en alimentation électrique.

CHAPITRE II

II. OPTIMISATION MONO-OBJECTIF : MÉTHODOLOGIE ET MODÉLISATION

Résumé

Le but de ce chapitre est de présenter dans une première section un état de l'art de l'optimisation mono-objectif de sa définition jusqu'à son application dans la gestion de flotte de véhicules et BEs. Dans la deuxième section, nous présenterons la méthodologie mise en œuvre dans l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de BEs. Dans la dernière section, nous présenterons la modélisation des systèmes énergétiques intervenant durant la recharge de BEs ainsi que la formulation du problème d'optimisation.

CHAPITRE 2 : Optimisation mono-objectif : Méthodologie et modélisation

SOMMAIRE

<u>INTRODUCTION DU CHAPITRE II</u>	39
SECTION 1. L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIF	40
1. <u>Introduction</u>	40
2. <u>Problèmes d'optimisation mono-objectif</u>	40
2.1 <u>Formulation mathématique</u>	40
2.2 <u>Définitions de base</u>	40
3. <u>Classification des problèmes d'optimisation mono-objectif</u>	42
4. <u>État de l'art de l'optimisation mono-objectif dans la gestion de flotte de véhicules et bus électriques</u> 45	
SECTION 2. METHODOLOGIE MISE EN ŒUVRE POUR L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIF DE LA RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ELECTRIQUES	49
1. <u>Introduction</u>	50
2. <u>Communication avec la station de recharge</u>	50
2.1 <u>Récupération des vacances des bus électriques</u>	50
2.2 <u>Estimation de l'état de charge ciblé</u>	51
2.3 <u>Détermination de la quantité d'énergie requise pour la vacation du bus</u>	52
3. <u>Méthodologie de l'optimisation mono-objectif</u>	53
3.1 <u>Méthode découplée de l'optimisation mono-objectif</u>	54
3.2 <u>Méthode couplée de l'optimisation mono-objectif</u>	55
SECTION 3. MODELISATION DES SYSTEMES ET FORMULATION DU PROBLEME D'OPTIMISATION	57
1. <u>Introduction</u>	57
2. <u>Modélisation énergétique des systèmes</u>	57
2.1 <u>Modélisation de la batterie</u>	58
2.1.1 <u>Modèle électrique</u>	58
2.1.2 <u>Modèle thermique</u>	59
2.1.3 <u>Modèle de vieillissement simple</u>	61
2.1.4 <u>Modèle électrothermique et de vieillissement de la batterie</u>	62
2.2 <u>Modélisation du convertisseur AC/DC-DC/DC</u>	64
3. <u>Formulation du problème d'optimisation mono-objectif</u>	65
3.1 <u>Variable d'optimisation</u>	65
3.2 <u>Fonctions objectif</u>	65
3.3 <u>Variation du tarif d'électricité</u>	66
3.4 <u>Variables intermédiaires</u>	66
3.5 <u>Contraintes linéaires</u>	67
3.6 <u>Pseudocode de l'optimisation mono-objectif</u>	68
<u>CONCLUSION DU CHAPITRE II</u>	69

Introduction du chapitre II

L'optimisation mono-objectif présentée dans ce chapitre intègre deux méthodes différentes (cf. Figure II.1). La méthode découplée (M1), où le modèle de batterie du véhicule intervient après l'optimisation, utilise des algorithmes qui ne permettent d'optimiser que des fonctions linéaires ou quadratiques telles que : le coût de la recharge, la puissance efficace, les pertes de puissance, etc. La méthode couplée (M2), où le modèle de batterie du véhicule est intégré dans l'optimisation, utilise des algorithmes d'optimisation qui permettent d'intégrer des fonctions non linéaires telles que le coût de vieillissement de batterie que la méthode (M1) ne peut pas prendre en compte. Cette distinction entre les deux méthodes (M1) et (M2) est proposée ici du fait que le modèle de batterie est un modèle non linéaire et ne peut pas être intégré durant l'optimisation pour résoudre des problèmes linéaires et quadratiques.

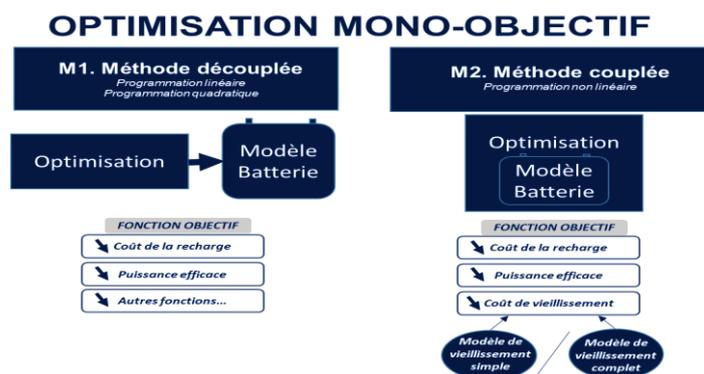


Figure II.1 – Les méthodes proposées dans l'optimisation mono-objectif

La méthode couplée utilise un modèle de vieillissement, qui peut être simple ou complet, pour estimer la perte de capacité. Le modèle de vieillissement simple ne tient compte que du vieillissement calendaire, alors que le modèle de vieillissement complet (présenté dans le chapitre 3) prend en compte le vieillissement calendaire et le vieillissement en cyclage. Les méthodes utilisées ainsi que le modèle de vieillissement simple et les fonctions objectif traitées dans notre outil d'optimisation seront détaillées dans la section 2 et 3 de ce chapitre. La section 1 du chapitre va traiter de l'état de l'art d'un problème d'optimisation mono-objectif avec une classification des méthodes et un positionnement par rapport à ces méthodes dans la gestion de flotte.

Section 1. L'optimisation mono-objectif

1. Introduction

Cette section du chapitre va présenter dans un premier temps les principes de base de l'optimisation mono-objectif ainsi qu'une classification des problèmes d'optimisation. Pour finir, on présentera une revue de l'état de l'art de l'optimisation mono-objectif dans la gestion de flotte de véhicules et BEs.

2. Problèmes d'optimisation mono-objectif

2.1 Formulation mathématique

Un problème d'optimisation mono-objectif est défini par un ensemble de variables d'optimisation qui peuvent être de nature diverse (réelle, entière, booléenne. etc.), un espace d'état qui représente le domaine de recherche, une fonction objectif et un ensemble de contraintes. Dans le cas de variables réelles, il se présente sous la forme suivante :

$$\text{Trouver } x \text{ tel que : } \begin{cases} \forall a \in \mathbb{R}^n, f(x) < f(a) \\ g_k(x) = 0, k = 1 \dots, m, \\ h_j(x) \leq 0, j = 1 \dots, n, \\ x_L \leq x \leq x_U \end{cases} \quad x \in \mathbb{R}^n \quad (\text{II.1})$$

Avec $x [x_1, \dots, x_n] \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur des variables de décision, \mathbb{R}^n est l'ensemble des domaines de définition des différentes variables du problème, f la fonction objectif, g_k et h_j sont respectivement les contraintes d'égalité et d'inégalité et x_L, x_U sont respectivement les vecteurs de bornes inférieures et supérieures du domaine de recherche des variables [76].

2.2 Définitions de base

Dans cette partie, nous allons définir les notions communes d'un problème d'optimisation. **La fonction objectif ou critère d'optimisation** est un critère sur lequel vont être classés les variables de décision pour déterminer le vecteur optimal. Ce critère est exprimé sous la forme d'une fonction mathématique pour déterminer la meilleure solution à un problème d'optimisation. Elle

permet d'associer une valeur à une instance d'un problème d'optimisation. Le but du problème d'optimisation est alors de minimiser ou de maximiser cette fonction.

La variable de décision ou variable d'état est une variable de la fonction objectif. Elle est ajustée pendant le processus d'optimisation, pour obtenir les solutions optimales. C'est un vecteur correspondant à l'ensemble des variables d'optimisation du problème, il est noté : $x [x_1, \dots, x_n]$ avec n le nombre de variables ou dimension du problème.

Les contraintes d'optimisation sont des conditions que doivent respecter les vecteurs de décision du problème. Comme on a vu dans l'équation (II.1), $g_k(x) = 0$ représente une contrainte d'égalité et $h_j(x) \leq 0$ représente une contrainte d'inégalité.

L'espace de recherche représente l'ensemble des valeurs pouvant être prises par les variables de décision alors que l'espace réalisable représente l'ensemble des valeurs des variables de décision satisfaisant les contraintes.

L'optimum global est la solution optimale (maximale ou minimale) parmi toutes les solutions possibles, pas seulement celles situées dans un voisinage. Soit un problème d'optimisation mono-objectif avec C l'ensemble des solutions admissibles du problème, si $\forall x \in C, f(x_g) \leq f(x)$, alors on dira que x_g est le minimum global du problème (cf. Figure II.2).

L'optimum local représente une solution optimale (maximale ou minimale) dans un ensemble voisin de solutions possibles. Soit un problème d'optimisation mono-objectif avec C l'ensemble des solutions admissibles du problème, si $\exists V \subset C$ tel que, $\forall x \in V, f(x_l) \leq f(x)$, alors on dira que x_l est le minimum local du problème (cf. Figure II.2).

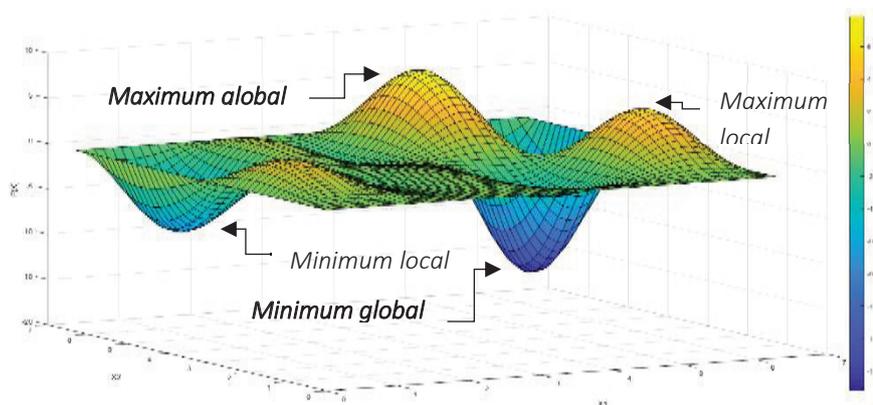


Figure II.2 – Exemple de fonction avec des optimums locaux et globaux

3. Classification des problèmes d'optimisation mono-objectif

Il existe plusieurs classes et sous-classes de problèmes d'optimisation suivant le type de problème, la forme de la fonction objectif et celle des contraintes. On distingue dans la littérature deux types de problèmes d'optimisation [77], [78] : les problèmes continus et les problèmes combinatoires (les problèmes mixtes qui représentent une combinaison des deux ne seront pas détaillés ici).

-
- Les problèmes continus, pour lesquels l'espace des solutions est réel, $X = \mathbb{R}^n$
 - Les problèmes combinatoires (discrets), pour lesquels l'espace des solutions est discret, $X = \mathbb{Z}^n$
-

Les problèmes d'optimisation continue sont généralement les plus simples à résoudre et où les variables sont des réels. Les problèmes d'optimisation combinatoire sont des problèmes où les variables de décision sont discrètes, soit sous la forme d'entiers ou de booléens. Une autre classification existe et permet de classer les problèmes d'optimisation en déterministes ou stochastiques. Les problèmes d'optimisation déterministe considèrent que les données sont parfaitement connues, alors que les problèmes d'optimisation stochastique présentent une incertitude dans la connaissance de données.

Dans cette introduction à l'optimisation numérique, nous allons classer les problèmes d'optimisation en fonction de la nature de leurs variables (Continue ou combinatoire) selon une approche déterministe (cf. Figure II.3). En optimisation continue, il existe des problèmes pour lesquels on connaît des méthodes exactes de résolution comme la programmation linéaire ou quadratique. Ces méthodes ne nécessitent pas la connaissance de la matrice jacobienne⁶ du système. La plus utilisée est la **programmation linéaire** (PL) où la fonction objectif ainsi que les contraintes sont des fonctions linéaires. La méthode de résolution la plus utilisée dans la PL est l'algorithme du simplexe qui est une méthode de résolution finie [79]. On retrouve aussi les algorithmes de points intérieurs. Dans le cas où la fonction objectif est une fonction quadratique et les contraintes sont décrites par des fonctions linéaires la **programmation quadratique** (PQ) peut être utilisée. La PL peut être vue comme un cas particulier de la programmation quadratique. Nous verrons l'application de ces deux types de méthodes à notre problème de gestion dans la section 2 de ce chapitre.

⁶ La matrice jacobienne est une matrice qui contient des dérivées partielles du premier ordre d'une fonction vectorielle.

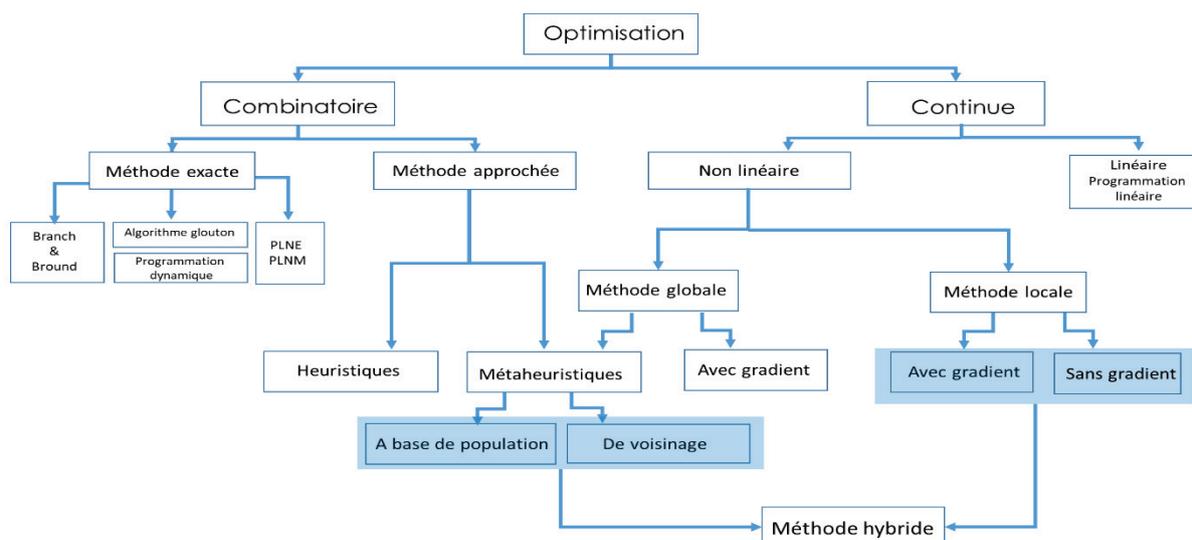


Figure II.3 – Les différentes méthodes d'optimisation

Dans la catégorie des méthodes pour les problèmes non linéaires (avec contraintes non linéaires), on se retrouve devant des problèmes dits NP-difficiles dont la résolution exacte n'est pas possible en un temps de calcul proportionnel au nombre de paramètres inconnus du problème. Dans ce cas, une solution est de recourir à l'application d'une **méthode locale** qui utilise, ou non, les gradients de la fonction objectif. Les méthodes de résolutions avec gradients utilisent le calcul des dérivées premières et secondes du modèle. Dans ce contexte, on peut citer la **programmation non linéaire** (PNL) qui traite principalement des problèmes d'optimisation non linéaires soumis à des contraintes non linéaires et qui doivent être deux fois différentiables pour établir les conditions d'optimalité. Parmi les méthodes de résolution utilisées par la PNL, nous trouvons les méthodes du gradient conjugué, descente de gradient, les méthodes de Newton, quasi-newton, l'algorithme à régions de confiance, la méthode de Nelder-Mead, la Sequential quadratic programming (SQP), les méthodes de points intérieurs, l'algorithme d'activation et l'algorithme à régions de confiance [79]. Nous verrons aussi l'application de cette méthode à notre problème de gestion dans la section 2 et 3 de ce chapitre. Dans le cas des fonctions non convexes, on peut se retrouver avec un grand nombre de minima locaux. Des **méthodes globales** continues existent, mais ces techniques ne sont pas toujours efficaces et ne sont pas toutes applicables dans le cas où la fonction n'est pas dérivable. Dans ce cas, on retrouve alors les méthodes **métaheuristiques**, qui offrent une alternative aux méthodes classiques d'optimisation globale. Parmi les **métaheuristiques**, on peut différencier les métaheuristiques de voisinage, qui font progresser une seule solution à la fois (recuit simulé, recherche tabou, etc.), et les métaheuristiques distribuées, qui manipulent en parallèle toute une population de solutions (algorithmes génétiques, etc.). Enfin, les méthodes hybrides associent souvent une métaheuristique et une méthode locale.

En optimisation combinatoire, il existe aussi des problèmes pour lesquels on connaît des méthodes exactes de résolution. Les problèmes linéaires en nombres entiers sont résolus par la **programmation linéaire en nombres entiers** (PLNE). Cette programmation requiert une contrainte dite d'intégralité qui force les variables à prendre des valeurs entières, qui la différencie de l'optimisation linéaire classique. Mais cette contrainte supplémentaire rend le problème plus complexe et demande des techniques particulières. Parmi les autres méthodes classiques de résolution, on peut citer la méthode des plans sécants et le principe de séparation et évaluation (**branch and bound**). Lorsque le problème global peut être divisé en sous-problèmes plus simples, la **programmation dynamique** est aussi une méthode déterministe efficace. Cet algorithme est largement utilisé dans le domaine des véhicules hybrides, car il permet de résoudre le problème de la gestion de l'énergie [80]. Dans le cas où l'on se retrouve devant un type de problème NP-difficile, on a recours aux méthodes approchées; le choix est parfois possible entre une **heuristique** spécialisée entièrement dédiée au problème considéré et une **métaheuristique**. Les méthodes heuristiques sont des méthodes de résolution purement algorithmiques qui permettent d'obtenir des solutions à n'importe quel problème décisionnel. Deux types d'heuristiques sont principalement utilisées : les heuristiques de construction (les méthodes gloutonnes), qui construisent itérativement une solution, et les heuristiques de descente, qui à partir d'une solution donnée cherchent un optimum local [78].

Les **métaheuristiques** sont des heuristiques de niveau supérieur destinées à rechercher, générer ou sélectionner une heuristique (algorithme de recherche partielle) qui peut fournir une solution suffisamment satisfaisante à un problème d'optimisation, en particulier avec des informations incomplètes. Dans l'optimisation combinatoire, en recherchant un grand nombre de solutions réalisables, les métaheuristiques peuvent souvent trouver de bonnes solutions nécessitant moins de temps de calcul que les méthodes itératives ou les méthodes heuristiques simples. Les métaheuristiques les plus connues sont les algorithmes évolutionnaires, la méthode du recuit simulé, la méthode de recherche avec tabous, des méthodes de recherche par essaim de particules ou encore par colonie de fourmis. Parmi les algorithmes évolutionnaires, l'algorithme génétique NSGA-II est souvent utilisé et permet de résoudre globalement des problèmes multiobjectif. Nous verrons l'application de ce type de méthodes à notre problème de gestion dans le chapitre III. Dans certains cas, en raison de la difficulté du problème d'optimisation, la **méthode hybride** propose des avantages spécifiques d'approches différentes en combinant des métaheuristiques avec d'autres métaheuristiques ou avec des méthodes exactes. Cette méthode permet de profiter de leurs atouts respectifs en les fusionnant [81].

4. État de l'art de l'optimisation mono-objectif dans la gestion de flotte de véhicules et bus électriques

Plusieurs méthodes d'optimisation de la recharge intelligente de VEs ont été comparées dans l'étude [65] à travers une revue de la littérature. Hu et Morais ont comparé neuf méthodes d'optimisation utilisées dans le contrôle de la recharge de VEs. Parmi ces méthodes on retrouve la programmation linéaire, la programmation quadratique, la programmation dynamique, la programmation linéaire en nombres entiers mixtes, la programmation non linéaire en nombres entiers mixtes, la programmation stochastique, les heuristiques et métaheuristiques.

Les travaux existants sur l'optimisation de la recharge intelligente des flottes de VEs ont suggéré un très large panel de solutions. En ce qui concerne la programmation linéaire, Sundström et Binding [82] ont utilisé une approche pour optimiser le comportement électrique de la recharge de la batterie du véhicule dans le but de minimiser le coût de recharge. Ils ont fait une approximation linéaire du comportement de la batterie afin d'utiliser la programmation linéaire pour minimiser le coût de la recharge d'une flotte de VEs. Jin et al [83] ont également utilisé la programmation linéaire pour trouver une solution au problème statique de la recharge afin de faire des économies sur le coût de la recharge. Kristoffersen et al [84] adoptent le point de vue d'un agrégateur ⁷ qui gère la participation d'un parc de véhicules au marché de l'électricité et présente un cadre permettant d'optimiser la recharge et la décharge des véhicules, compte tenu des variations des prix du marché de l'électricité. Lorsque l'agrégateur utilise les prix spot qui sont établis sur le marché de l'électricité, le coût d'électricité peut être exprimé de façon linéaire en fonction de la charge. Si, au contraire, l'agrégateur détient une part de marché importante, les transactions peuvent influencer les prix du marché. Par conséquent, il peut affecter le prix de l'électricité ainsi il a été supposé que le prix d'électricité variera de manière quadratique en fonction de la charge. Nguyen et al [85] ont utilisé la programmation linéaire pour minimiser le pic de puissance. Leur problème était un problème NP difficile tenant compte de la présence de contraintes non linéaires et du grand nombre de VEs. De ce fait, une approximation a été faite par une méthode de dichotomie afin de linéariser le problème. Sundström et al. [59] ont utilisé la programmation non linéaire. Les résultats ont montré que le nombre de contraintes et le temps de calcul sont élevés et augmentent plus rapidement avec une grande flotte. Le résultat indique que le temps de calcul en utilisant la programmation non linéaire est 819 fois plus grand que le temps de calcul en utilisant la formulation linéaire. Clement-Nyns et al. [86] ont utilisé la programmation quadratique afin de minimiser les

⁷ Un agrégateur est un intermédiaire entre le producteur d'électricité et le marché de l'électricité.

pertes de puissance causées par une forte pénétration des VEs dans le réseau électrique. La programmation dynamique a été aussi utilisée dans le problème de la recharge intelligente de VEs dans [80] afin de minimiser le coût de la recharge tout en participant à la régulation du marché de l'électricité.

L'utilisation des méthodes de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (PLNE mixte) est nécessaire lorsque des variables entières sont introduites dans le problème. Dans le cas de la recharge intelligente de VEs, les variables binaires peuvent être utilisées pour déterminer l'état du VE (1 pour l'état en recharge et 0 pour l'état en arrêt). Dans [87], la PLNE est utilisée pour déterminer l'impact de la recharge des VEs sur le réseau électrique.

La programmation non linéaire en nombres entiers mixtes (NLPNE) est utilisée dans la recharge de VEs principalement lorsque des systèmes sont considérés en raison de leurs caractéristiques de fonctionnement non linéaire, et lorsqu'il est nécessaire d'introduire les contraintes techniques du réseau électrique. Les fonctions objectif utilisent des fonctions mathématiques afin d'optimiser les pertes de puissance [88], les coûts d'exploitation [89], la répartition de charge [45], les profils de tension [90], les émissions de gaz à effet de serre [91].

L'un des principaux problèmes de la recharge des VEs est l'interdépendance des périodes. C'est-à-dire que l'état de charge de la batterie à l'instant t dépend des décisions appliquées au cours des périodes précédentes ainsi que de la décision appliquée pendant cette période. De plus, la pénétration d'un grand nombre de VEs peut augmenter considérablement le nombre de variables et par conséquent le temps de calcul. Dans l'étude [92], la programmation non linéaire est utilisée pour optimiser la recharge de 2000 VEs. Cette optimisation a pris environ 28 h pour converger vers la solution optimale. Ce problème peut être classé comme un problème NP-difficile.

Les algorithmes d'optimisation heuristique et métaheuristiques sont capables de résoudre ces problèmes en obtenant une solution proche de l'optimum dans un temps d'exécution plus ou moins long. Dans l'étude [92] mentionné auparavant, une métaheuristique proposée a pris environ 18 min pour trouver une solution proche de l'optimum. Dans [93], la recherche par essaim de particules est proposée pour résoudre le processus de recharge et de décharge des VEs afin de minimiser le coût d'exploitation des VEs. Des algorithmes génétiques sont utilisés dans [94] afin de minimiser les coûts d'exploitation de VEs tout en tenant compte des contraintes du réseau. Le recuit simulé est utilisé dans [95] afin d'optimiser la recharge et la décharge de VEs. Une approche hybride est proposée dans [96] en utilisant les colonies de fourmis pour déterminer la solution initiale qui sera utilisée dans un algorithme de recuit simulé. Comme nous avons pu le voir, les travaux existants

dans la littérature sur l'optimisation de la recharge intelligente des flottes de VE suggèrent différentes méthodes d'optimisation en fonction du critère.

Le problème de gestion de flottes de VE est aussi soumis à plusieurs incertitudes concernant le prix du marché de l'électricité, les cycles de conduites, les conditions du réseau électriques, les profils de recharge, l'état de charge initial, etc. Dans ce cas, il est plutôt nécessaire d'adopter une approche stochastique au lieu d'une approche déterministe pour réduire les risques introduits par les incertitudes liées aux aspects déjà mentionnés. Fluhr et al. [97] utilise la méthode de Monte-Carlo pour générer les distributions de probabilité des trajectoires de véhicules. Une méthode d'ensemble flou est utilisée dans [98] pour faire face aux incertitudes du prix du marché de l'électricité.

Une distinction entre la gestion de la recharge intelligente des flottes de VE et des flottes de BEs a été nécessaire du fait que les enjeux ainsi que les contraintes et objectifs ne sont pas exactement les mêmes. Différentes méthodes ont été utilisées pour la gestion de flottes de BEs que nous allons voir dans cette partie. Les travaux existants ont aussi suggéré un très large panel de solutions :

Rinaldi et al. [66] ont utilisé une programmation linéaire en nombres entiers mixtes pour minimiser les coûts de charge d'une flotte de bus allant jusqu'à 8 bus. Gao et al. [67] ont mis au point un modèle de prévision de la consommation et un modèle d'optimisation de la flotte de BEs à grande échelle. Ils ont utilisé des algorithmes génétiques pour minimiser les coûts d'exploitation des BEs dans quatre lignes de bus différentes en Chine. Jahic et al. [68] ont analysé le problème d'ordonnancement de la charge de 40 BE et ont proposé deux algorithmes (algorithme glouton⁸ et heuristique) pour la minimisation des pics de puissance. Guyot et al. [69] ont présenté une stratégie de recharge d'une flotte de 114 bus afin de minimiser le pic de puissance du réseau. Jiang et al. [70] ont recommandé une heuristique basée sur la recherche locale pour l'optimisation d'une flotte de BEs à grande échelle sur une ligne de bus à Shenzhen, en Chine. L'objectif était de minimiser le coût total d'exploitation. Léou et al. [71] ont proposé une approche stochastique pour minimiser les coûts de recharge de 10 BEs dans un dépôt centralisé. Le modèle a pris en compte les prix variables de l'électricité pendant la journée. Chen et al. [72] ont proposé deux stratégies de recharge coordonnées en temps réel d'une flotte de BEs afin de minimiser les coûts de recharge et le pic de puissance. Ils ont tout d'abord utilisé une programmation linéaire en nombres entiers, puis ils ont utilisé une stratégie avec une méthode heuristique.

⁸ Un algorithme glouton est un algorithme qui choisit étape par étape la solution optimum locale. Cet algorithme ne permet pas de trouver une solution globale

Wang et al. [73] ont analysé un ensemble de données de bus comprenant 16359 BEs, 1 400 lignes de bus et 5 562 arrêts de bus, obtenues de la ville chinoise de Shenzhen. Ils ont conçu "bCharge", qui est un système d'optimisation de recharge en temps réel. Le problème de la planification des recharges a été posé sous la forme d'un problème de processus de décision de Markov visant à réduire le coût de la recharge pour une flotte de BE à grande échelle. T. Zhu et al. [74] ont optimisé le préchauffage de la batterie Li-ion d'un BE afin de réduire le vieillissement de la batterie. Cette étude a utilisé un modèle couplé de comportement électrothermique et de vieillissement pendant la phase de traction du bus.

Le choix de l'algorithme d'optimisation va en effet dépendre de la fonction objectif, de la qualité requise des solutions, du temps de calcul et des contraintes du problème. Certains algorithmes déterministes peuvent être très rapides, mais dans de nombreux cas, ils ne peuvent être appliqués que pour des problèmes bien définis, ils sont plus efficaces lorsqu'une seule fonction objectif est nécessaire. Dans notre cas, on se propose dans un premier temps de résoudre un problème d'optimisation mono-objectif, à grande échelle (grand nombre de bus) avec un nombre élevé de contraintes linéaires. Les fonctions objectif que nous allons traiter dans notre problème d'optimisation sont soit le coût de la recharge soit la puissance efficace de la recharge soit le vieillissement de la batterie. La fonction du coût de la recharge est linéaire⁹, continue, dérivable et ne présente pas des minima locaux ni de contraintes non linéaires. De ce fait, la programmation linéaire a été choisie pour traiter ce type de problème. La fonction de la puissance efficace de recharge est quadratique et présente les mêmes caractéristiques que la fonction coût de recharge. La programmation quadratique a été choisie pour traiter les problèmes quadratiques. Finalement, la fonction de vieillissement de batterie est une fonction non linéaire, continue, dérivable et présente des contraintes non linéaires. La programmation non linéaire a été choisie pour traiter ce type de problème.

Dans la section suivante, nous allons voir la méthodologie mise en œuvre pour l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de BEs avec les méthodes d'optimisation que nous avons choisies.

⁹ Ici, le terme linéaire fait référence à une linéarité par rapport à la puissance de recharge et non pas une linéarité temporelle

Section 2. Méthodologie mise en œuvre pour l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de bus électriques

1. Introduction

Cette section du chapitre introduit une approche méthodologique d'une stratégie de recharge intelligente, qui repose sur la planification de la recharge (créneaux temporels utilisés) ainsi que la modulation de la puissance de recharge afin d'optimiser un objectif donné pour une flotte de BEs dans les transports urbains. L'outil d'optimisation qui intègre cette méthodologie sera présenté dans un premier temps. Ensuite on introduira la méthodologie utilisée pour l'optimisation mono-objectif.

L'outil d'optimisation mis en œuvre pour l'optimisation mono-objectif intervient au niveau de l'infrastructure de recharge d'une flotte de BEs au dépôt pour un jour donné. L'outil est développé sous l'environnement Matlab et aura pour objectif de communiquer intelligemment avec la station de recharge et les BEs (cf. Figure II.4).

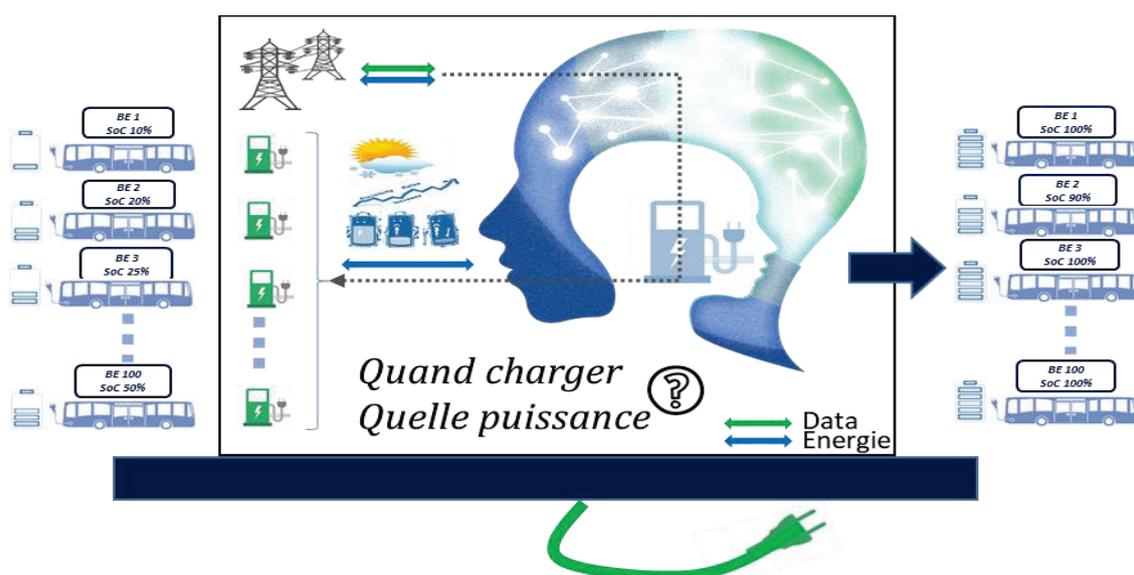


Figure II.4 – Outil d'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de bus électrique

2. Communication avec la station de recharge

Dans cette partie, nous allons voir les différentes données et contraintes qui sont récupérées via la communication de l'outil avec la station de recharge.

2.1 Récupération des vacances des bus électriques

Dans un premier temps, l'outil d'optimisation procède à la récupération des missions de BEs dans MATLAB (cf. Figure II.5). En effet, les vacances (principalement les missions du lendemain) des BEs sont planifiées auparavant dans un outil de planification FDS (Feuille De Service) externe qui sera détaillée dans le chapitre IV. L'idée de l'outil d'optimisation est de communiquer avec FDS en envoyant des requêtes SQL via le serveur *Microsoft SQL server* et de récupérer les différentes vacances de la flotte de BEs. Ces vacances sont stockées sous forme de base de données via ODBC (*Open Database Connectivity*) qui est un logiciel qui permet de manipuler plusieurs bases de données.

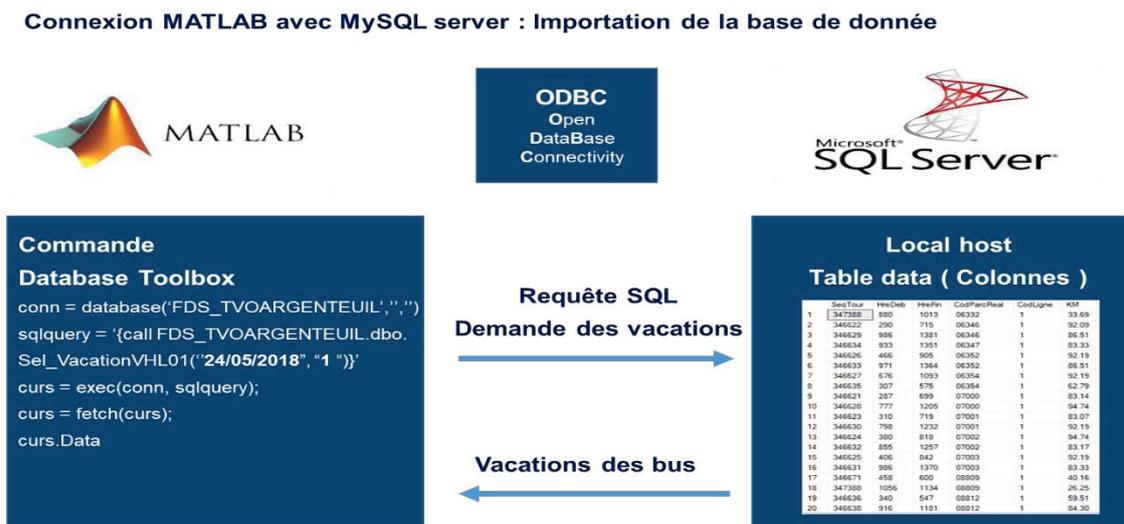


Figure II.5 – Récupération des vacances de BEs / Interface Matlab/SQL Server

Une fois que les vacances des bus ont été récupérées, avant de passer à la méthodologie de l'optimisation, l'outil d'optimisation viendra récupérer des informations sur l'état de la flotte de BEs. Le nombre de bus, l'heure d'arrivée et de départ, la période de maintenance, l'état de charge (SoC) initial prévu à l'arrivée de chaque bus au dépôt, la température de la batterie, son état de santé, la température extérieure et l'estimation du SoC ciblé pour chaque bus.

On suppose que le SoC initial, la température de la batterie, son état de santé et la température extérieure sont des données de la station de recharge et vont être communiqués à notre outil.

Pour le moment, n'ayant établie aucune communication entre l'outil et la station de recharge nous utiliserons des valeurs initiales fixées qui seront présentées dans le chapitre IV. Le nombre de bus ainsi que l'heure d'arrivée et de départ de chaque bus représentent des contraintes d'exploitation de l'outil qu'on verra de manière détaillée dans la section 3, partie 3.5. Le SoC ciblé pour chaque bus sera estimé par l'outil afin de calculer la quantité d'énergie requise pour réaliser la vacation et l'imposer comme contrainte.

2.2 Estimation de l'état de charge ciblé

Dans un premier temps, afin de calculer la quantité d'énergie requise pour réaliser les vacations, nous devons estimer l'état de charge ciblé. En fonction de la distance que va parcourir chaque bus, on va devoir les charger à des SoC ciblés différents. Afin d'estimer le SoC ciblé, nous avons besoin de la distance que va parcourir le bus, de sa consommation moyenne et de l'énergie que peut stocker sa batterie. La distance est récupérée depuis les vacations de bus, la consommation moyenne a été fixée à 1,35 kWh/km [99] et l'énergie embarquée dans notre cas d'étude est de $E_{bat} = 311$ kWh au maximum. Une marge de sécurité de 10% a été rajoutée pour que le bus puisse réaliser sa vacation tout en ayant encore de l'énergie dans sa batterie (en cas d'une consommation supérieure à la moyenne estimée). L'équation suivante présente le calcul de l'estimation du SoC ciblé :

$$SoC_{ciblé} = \frac{Distance \times Consommation}{E_{bat}} + 10\% \quad (II.2)$$

Jour J		Vacations J	Vacations J+1	Vacations J+1	Vacations J+1
		Heure d'arrivée	Heure de départ	Distance	SoC Ciblé
	Chargeur 1	18:00	5:00	179 km	90 %
	Chargeur 2	18:00	15:30	150 km	80 %

Figure II.6 – Exemple d'estimation du SoC ciblé

La Figure II.6 présente un exemple de 2 BEs qui arrivent au dépôt de bus au jour J. L'outil vient récupérer leur vacation du jour J+1 et estime leur SoC ciblé en utilisant l'équation (II.2).

2.3 Détermination de la quantité d'énergie requise pour la vacation du bus

Une fois que le SoC ciblé (%) de chaque bus est estimé, on procède à la détermination de la quantité d'énergie à transmettre aux bus afin de réaliser sa vacation.

$$E_{bat} = \frac{(SoC_{ciblé} - SoC_{initial}) \times C_{bat} \times OCV_{bat} \times 100}{\eta_{ch} \times \eta_{bat}} \quad (II.3)$$

Vu que les contraintes dans l'outil d'optimisation sont appliquées directement sur la puissance de recharge, nous devons déterminer la puissance nécessaire pour atteindre le SoC ciblé.

$$P = \frac{(SoC_{ciblé} - SoC_{initial}) \times C_{bat} \times OCV_{bat} \times 100}{\Delta t \times \eta_{ch} \times \eta_{bat}} \quad (II.4)$$

Les données telles que la tension à circuit ouvert OCV_{bat} (V) ainsi que le rendement du chargeur η_{ch} (%) et de la batterie η_{bat} (%) varient selon l'état de charge, la température et la puissance utilisée. De ce fait nous avons utilisé des valeurs moyennes pour la tension OCV_{bat} , le rendement de la batterie et celui du chargeur. L'équation (II.4) devient :

$$\bar{P} = \frac{(SoC_{ciblé} - SoC_{initial}) \times C_{bat} \times \overline{OCV}_{bat} \times 100}{\Delta t \times \bar{\eta}_{ch} \times \bar{\eta}_{bat}} \quad (II.5)$$

Afin de déterminer l'efficacité moyenne de la batterie ainsi que la tension moyenne, plusieurs puissances de recharge ont été appliquées à notre modèle électrique de batterie pour différentes valeurs de SoC. Les puissances utilisées sont du même ordre de grandeur que dans notre étude. Le Tableau II.1 reporte les différentes valeurs de puissance et de SoC à partir desquelles nous avons simulé les valeurs moyennes de l'OCV et de l'efficacité de la batterie.

Tableau II.1 – Variations de l'efficacité et de l'OCV durant le fonctionnement de la batterie

Puissance de recharge P	Efficacité de la batterie η_{bat}	Tension OCV_{bat}
10 kW	99,7 %	594,7 V
20 kW	99,4 %	596,2 V
30 kW	99,2 %	597,7 V
40 kW	99 %	599,2 V
50 kW	98,7 %	600,7 V
60 kW	98,5 %	602,2 V
Valeur moyenne	$\bar{\eta}_{bat} = 99 \%$	$\overline{OCV}_{bat} = 598,45 \text{ V}$

Pour le chargeur, plusieurs puissances de recharge ont été appliquées dans l'étude [100] pour différentes valeurs de SoC afin de déterminer l'efficacité moyenne du chargeur. Les résultats sont reportés dans le Tableau II.2.

Tableau II.2 – Variations de l'efficacité durant le fonctionnement du chargeur [100]

Puissance de recharge P	Efficacité du chargeur η_{ch}
3 kW	86 %
16 kW	91,6 %
22 kW	92,2 %
43 kW	92,6 %
50 kW	92,6 %
Valeur moyenne	$\bar{\eta}_{ch} = 91 \%$

Les différentes étapes de la méthodologie de l'optimisation mono-objectif seront détaillées dans la partie suivante.

3. Méthodologie de l'optimisation mono-objectif

Comme nous avons pu le voir dans la section 1 du chapitre, l'optimisation mono-objectif intègre deux méthodes différentes (cf. Figure II.7). La méthode découplée (M1) où le modèle de batterie du véhicule intervient après l'optimisation et ne viendra traiter que les problèmes linéaires et quadratiques. La méthode couplée (M2) où le modèle de batterie fait partie intégrante de l'optimisation et viendra traiter tout type de problème y compris les problèmes non linéaires.

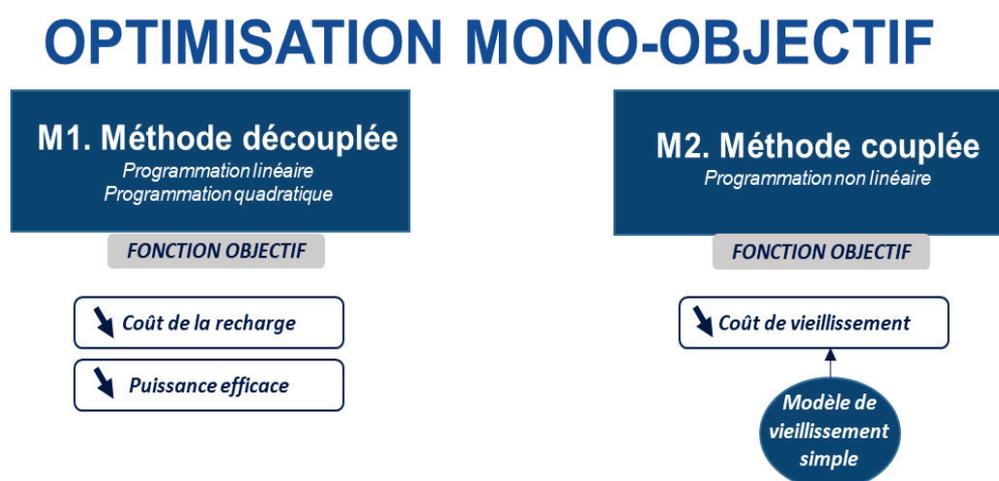


Figure II.7 – Les méthodes utilisées dans l'optimisation mono-objectif

Nous allons voir par la suite la différence entre les deux méthodes ainsi que les étapes de la méthodologie.

3.1 Méthode découplée de l'optimisation mono-objectif

La méthode (M1) est dite découplée car le modèle de batterie intervient après l'optimisation. Cette méthode utilise des algorithmes d'optimisation exactes (Programmation linéaire / quadratique) et permet d'optimiser dans notre cas d'étude le coût de la recharge ainsi que la puissance efficace. Ces deux fonctions objectif ont été choisies car elles permettent de répondre à deux des problématiques du déploiement de flottes de BEs. En effet la minimisation du coût de recharge permettra de réduire le coût d'exploitation de BEs et d'éviter de charger durant les heures pleines, alors que la minimisation de la puissance efficace permettra d'éliminer les pics de puissance. D'autres fonctions objectif existent comme nous avons pu le voir dans la littérature dans la section 2, partie 4, mais ne seront pas traitées dans notre cas d'étude.

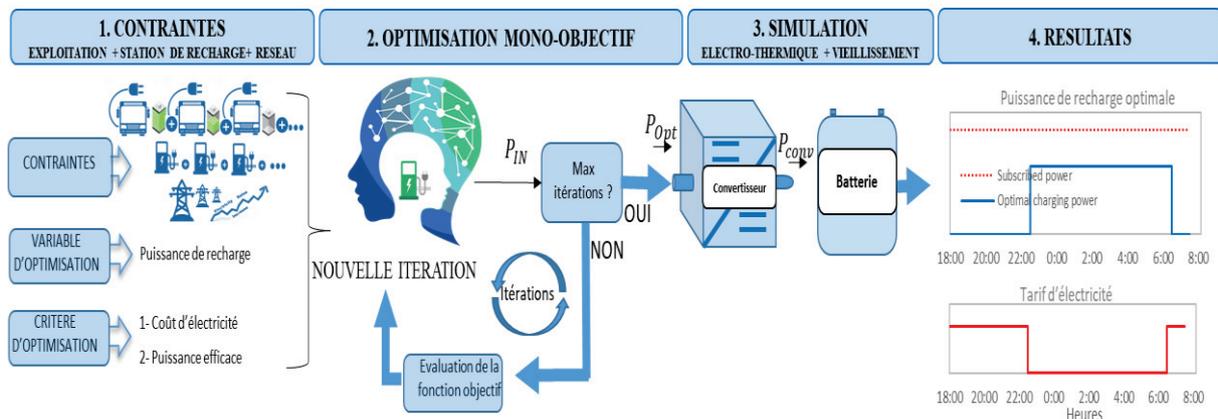


Figure II.8 – Méthodologie découplée de l'optimisation mono-objectif

L'approche méthodologique découplée a été mise en œuvre dans l'environnement Matlab (cf. Figure II.8) et utilise deux méthodes d'optimisation en fonction du critère à minimiser. La programmation linéaire pour des fonctions objectif linéaires ou de la programmation quadratique pour des fonctions quadratiques. La méthodologie découplée consiste en 4 étapes :

- **Etape 1** : Au cours du processus de recharge, les informations issues de la communication avec la station de recharge sont renseignées dans l'outil. La température de la batterie, son état de santé, la température extérieure et la variation du tarif d'électricité sont renseignées comme données d'entrée alors que le nombre de bus, la quantité d'énergie requise, le SoC initial prévu à l'arrivée des bus au dépôt sont renseignés comme contraintes d'exploitation. La quantité d'énergie requise est estimée en utilisant une approximation du modèle batterie avec un rendement moyen. On vient aussi renseigner les contraintes de notre problème d'optimisation liées à l'infrastructure de recharge et au réseau électrique comme par exemple, le nombre de chargeurs, la puissance de recharge maximale délivrée par chaque chargeur, la puissance

souscrite. On choisit notre variable d'optimisation ainsi que le critère à optimiser. Dans notre cas d'étude, pour l'optimisation mono-objectif on s'intéresse à optimiser la puissance de recharge afin de minimiser le coût de la recharge ou la puissance efficace.

- Etape 2 : Durant cette étape, on fait tourner l'algorithme d'optimisation afin de trouver un profil de puissance optimal qui minimise notre fonction objectif tout en respectant les différentes contraintes.
- Etape 3 : Cette étape utilise le modèle convertisseur et le modèle batterie afin de simuler le profil optimal ainsi que les dynamiques de la batterie.
- Etape 4 : La dernière étape consiste en la visualisation du profil optimal de puissance ainsi que les dynamiques de la batterie afin de vérifier si on a un bon fonctionnement des systèmes et si nous avons bien respecté les différentes contraintes.

3.2 Méthode couplée de l'optimisation mono-objectif

La méthode (M2) est dite couplée car on retrouve un modèle de batterie intégré au modèle d'optimisation. Cette méthode utilise la programmation non linéaire et permet d'intégrer d'autres fonctions non linéaires à notre outil d'optimisation tels que le coût de vieillissement de batterie que la méthode (M1) ne peut pas prendre en compte. La fonction objectif du vieillissement a été rajoutée à notre problème d'optimisation. En effet, les opérateurs sont intéressés par la réduction des coûts d'exploitation, en particulier des coûts liés au remplacement du pack batterie. Le vieillissement de la batterie reste un facteur clé pour déterminer la rentabilité du système du fait que le coût de la batterie représente une grande partie du coût du véhicule. Deux types de vieillissement peuvent être pris en compte : le vieillissement calendaire (modèle exposé en section 3, partie 2.1.3) ainsi que le vieillissement complet qui représente le calendrier et le cyclage (modèle exposé dans le chapitre III, section 3, partie 2).

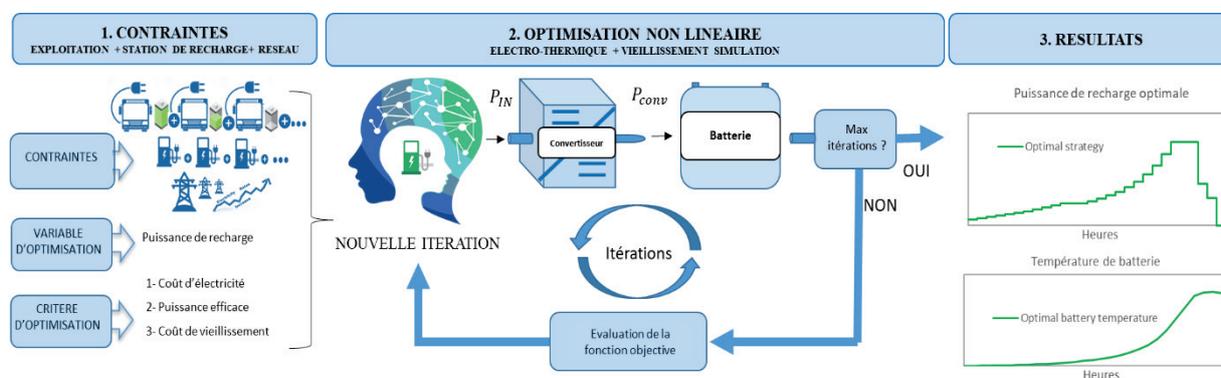


Figure II.9 – Méthodologie couplée de l'optimisation mono-objectif

L'approche méthodologique couplée a été mise en œuvre dans l'environnement Matlab (cf. Figure II.9) et utilise la programmation non linéaire. La méthodologie couplée consiste en 3 étapes :

- Etape 1 : L'étape 1 représente le renseignement de données et de contraintes d'exploitation issues de la communication avec la station de recharge. On retrouve la même étape en premier lieu dans la méthodologie découplée. On choisit la fonction objectif à minimiser : dans notre cas d'étude on a le choix entre un coût de vieillissement qui prend en compte une loi de vieillissement calendaire ou une loi de vieillissement complète (calendaire + cyclage).
- Etape 2 : Durant cette étape, on fait tourner l'algorithme d'optimisation afin de trouver un profil de puissance optimal qui minimise notre fonction objectif tout en respectant les différentes contraintes. A chaque itération, l'algorithme d'optimisation fait appel à la fonction objectif qui va faire appel aux modèles convertisseur et batterie puis simuler le fonctionnement de la batterie et ainsi évaluer son coût de vieillissement.
- Etape 3 : La dernière étape consiste en la visualisation du profil optimal de puissance ainsi que les dynamiques de la batterie afin de vérifier si on a un bon fonctionnement des systèmes et si nous avons bien respecté les différentes contraintes.

Dans la section suivante, nous allons voir comment nous avons procédé afin de modéliser les systèmes ainsi que la formulation du problème d'optimisation.

Section 3. Modélisation des systèmes et formulation du problème d'optimisation

1. Introduction

Dans cette dernière section, nous allons présenter les différents modèles utilisés dans l'optimisation mono-objectif de la recharge de flotte de BEs. Le modèle du convertisseur ainsi que le modèle électrothermique et de vieillissement de la batterie seront détaillés. Dans la partie suivante, on présentera la formulation du problème d'optimisation en choisissant des fonctions objectif différentes pour la gestion de flotte de BEs. Ensuite nous présenterons les différents paramètres intervenant dans le problème d'optimisation, ainsi que les contraintes linéaires. Une dernière partie synthétisera les différentes étapes de l'optimisation mono-objectif proposée pour la gestion de flotte de BEs.

2. Modélisation énergétique des systèmes

Afin de simuler le comportement de la recharge d'une flotte de BEs au niveau d'un dépôt de bus, une modélisation des composants intervenants durant la recharge des bus est nécessaire. De manière générale dans un dépôt de bus, l'électricité en provenance du réseau qui passe par le réseau haute tension puis le réseau basse tension jusqu'au transformateur de puissance triphasé arrive au système de conversion qui est composé d'un système de conversion AC/DC et un système de conversion DC/DC. Plusieurs architectures du système de conversion existent, mais pour se rapprocher de notre cas d'étude que nous verrons dans le chapitre IV, nous avons modélisé notre système pour ce type d'architecture. Une fois transformée, cette électricité arrive à la batterie et recharge le BE. Dans ce cas, deux systèmes ont été modélisés : le système de conversion AC/DC-DC/DC ainsi que le système de stockage. Ces modèles sont présentés sur la Figure II.10:

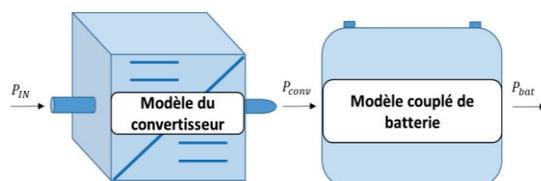


Figure II.10 – Modèle de convertisseur + batterie

2.1 Modélisation de la batterie

2.1.1 Modèle électrique

Plusieurs modèles électriques équivalents pour les batteries lithium-ion sont proposés dans la littérature [101]. Les modèles les plus complexes consistent en une source de tension en série avec différents dipôles. Différentes évolutions du modèle $OCV+R$ (cf. Figure II.11) sont possibles grâce à l'ajout d'une partie dynamique composée de plusieurs impédances. Ces impédances peuvent être de simples $R//C$ en nombre plus ou moins important (de 1 à 10) ou des composants plus complexes comportant par exemple une ou plusieurs impédances de Warburg ou des CPE (Constant Phase Element) [102]. Cependant, dans le cadre de ce travail, il apparaît que le modèle $OCV+R$ qui associe une source de tension et une résistance fournit la précision nécessaire avec un temps de calcul très court. Le modèle utilisé dans ce travail a été précédemment développé sur VEHLIB [103]. VEHLIB est un logiciel de simulation systémique de véhicule, développé par l'IFSTTAR pour faire face à l'évaluation des performances énergétiques et dynamiques des véhicules thermiques, électriques et hybrides. La Figure II.11 représente le modèle électrique $OCV+R$ de la batterie :

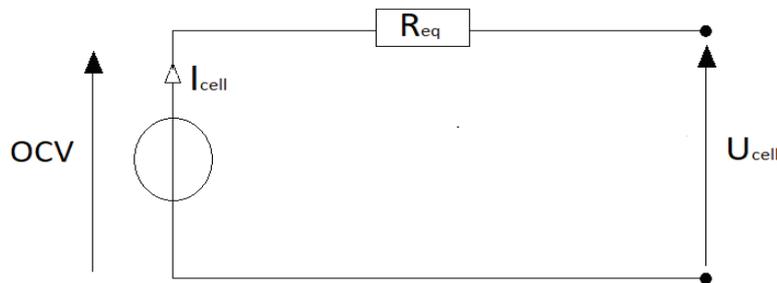


Figure II.11 – Modèle $OCV+R$ de la batterie

L'équation équivalente du circuit électrique est donnée par:

$$U_{cell} = OCV - R_{eq} \times I_{cell} \quad (II.6)$$

L'équation de calcul du SoC est donnée par:

$$SoC = SoC_{initial} - \frac{100}{3600 \times C_{cell}} \int I_{cell} \cdot dt \quad (II.7)$$

Ce modèle implémente une source de tension idéale OCV qui représente la tension en circuit ouvert de la batterie et une résistance R_{eq} comprenant les chutes de tension dues à des phénomènes rapides (ohmiques) et lents (double couche électrochimique et diffusion). La résistance et l' OCV

sont fonction du SoC et de la température. I_{cell} est le courant de la cellule avec une valeur positive lors de la décharge et une valeur négative lors de la recharge. U_{cell} est la tension de la cellule. Dans notre problème d'optimisation, nous supposons que les paramètres intervenants durant la recharge (R_{eq} , I_{cell} , U_{cell} , OCV) restent constants pendant le pas de temps de 30 min à un régime donné. Or ce n'est pas le cas en réalité, car on néglige les variations de l' OCV et de la résistance interne surtout à bas et à haut niveau de SoC comme on le voit sur la Figure II.12. De ce fait, quand le SoC est bas ou haut, on passe à un pas de temps de résolution d'une minute.

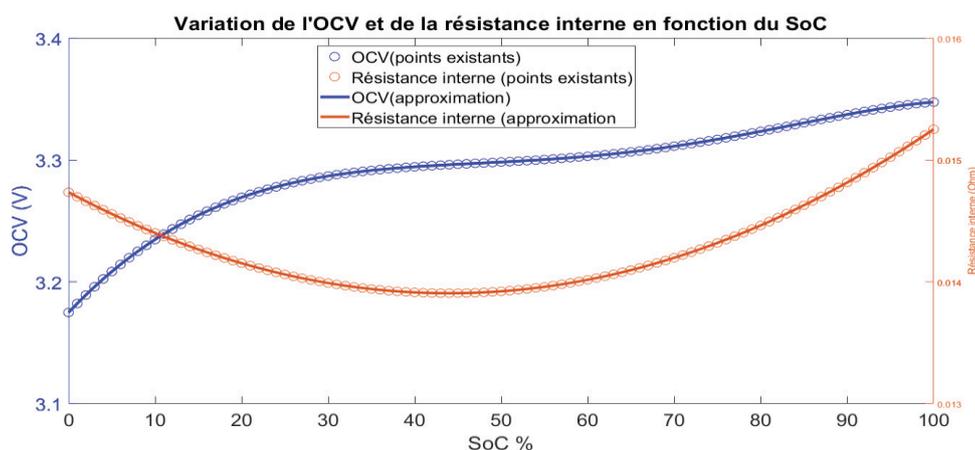


Figure II.12 – Variation de l'OCV et de la résistance interne en fonction du SoC

Dans VEHLIB on utilise normalement des vecteurs de points expérimentaux existants dans la librairie et à partir desquels on fait des interpolations. Par contre, pour notre problème il a été nécessaire de faire une approximation polynomiale pour des raisons de vitesse de calcul (cf. Figure II.12).

2.1.2 Modèle thermique

Différentes approches de modélisation thermique existent dans la littérature. Le modèle largement utilisé est basé sur le modèle des éléments finis. Il existe également d'autres approches comme le modèle d'équation aux dérivées partielles ou le réseau neuronal artificiel [104]. L'avantage de ces modèles est leur grande précision. Cependant, ces approches sont complexes à mettre en œuvre et nécessitent un long temps de calcul. Pour avoir un temps de calcul compatible avec l'étendue de l'optimisation visée, les modèles thermiques sont simplifiés sous la forme de circuits thermiques équivalents (ETC), où une résistance, un condensateur et une source de courant sont utilisés pour représenter respectivement le transfert de chaleur, l'accumulation de chaleur et la source de chaleur.

Dans ce travail, il n'est pas utile de simuler très finement les différents gradients de température interne de la batterie. Les modèles basés sur l'ETC représentent un bon compromis entre la complexité et la précision de notre système.

Le modèle thermique de la batterie utilisée (batterie prismatique LFP/graphite) est basé sur un ETC tel qu'indiqué sur la Figure II.13 [105]. Nous avons supposé que la température au cœur et aux bornes d'une cellule de batterie est la même et que les températures des éléments du bloc de batteries sont homogènes. Le modèle à un nœud étudié contient une quantité Q_{gen} de chaleur générée par la source de courant, une capacité C_{th} qui représente l'accumulation de chaleur et une résistance thermique R_{th} qui représente les transferts de chaleur par convection dans l'air ambiant.

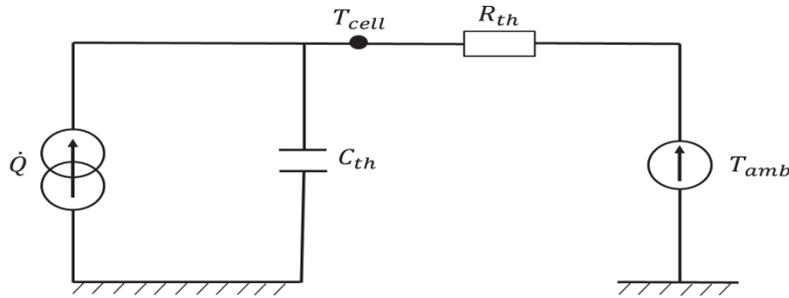


Figure II.13 – Modèle thermique simplifié de la batterie

Selon [106], la chaleur générée par la batterie au cours de son processus de travail pourrait être divisée en trois parties : la chaleur entropique réversible Q_r , la chaleur des réactions secondaires Q_s , et la chaleur Joule Q_j . En fait, Q_s est assez petite et pourrait être négligée. La chaleur totale Q générée par la batterie pendant son fonctionnement pourrait être simplifiée comme le montre (II.8).

$$Q_{gen} = Q_r + Q_j \quad (II.8)$$

Dans la référence [107], Q_r ne représente qu'environ 6 à 7 % de la chaleur totale produite. Pour les grandes batteries utilisées sur les VEs, la chaleur de Joule domine principalement la production de chaleur, nous supposons finalement que :

$$Q_{gen} \approx Q_j = I_{cell}(U_{cell} - OCV) \quad (II.9)$$

En plus de produire de la chaleur, la batterie dissiperait également de la chaleur dans l'air ambiant puisqu'elle n'est pas adiabatique. Nous avons supposé que les pertes de conduction et de rayonnement thermique pouvaient être négligées. La chaleur dissipée Q_{dis} s'exprimerait alors uniquement par un terme de convection comme suit :

$$Q_{dis} = h(T_{cell} - T_{amb}) \quad (II.10)$$

Où h est le coefficient de convection thermique avec $h = \frac{1}{R_{th} \times S}$ avec S surface de la cellule, T_{cell} est la température de la cellule, T_{amb} est la température ambiante. En combinant (8) et (9), la chaleur totale Q_T peut être décrite comme indiqué dans l'équation (II.11):

$$Q_T = Q_{gen} - Q_{dis} \quad (II.11)$$

Le changement de température de la batterie est l'effet de la chaleur générée par la batterie et de la chaleur dissipée par la batterie.

$$C_{th} \frac{dT_{cell}}{dt} = I_{cell}(U_{cell} - OCV) - h(T_{cell} - T_{amb}) \quad (II.12)$$

Où C_{th} est la capacité thermique spécifique de la batterie. Les caractéristiques thermiques des batteries (coefficient de transfert de chaleur, capacité thermique) sont présentées dans le chapitre IV, section 2, Tableau IV.2.

2.1.3 Modèle de vieillissement simple

Les performances de la batterie (puissance, capacité) diminuent avec le temps en raison de multiples mécanismes de vieillissement. Ces mécanismes sont des réactions secondaires et dépendent des conditions de stockage de la batterie (T, SoC) et de sa sollicitation (profil du courant, Ah cumulés). Ce vieillissement est soit « calendaire » soit « en cyclage ». Le vieillissement va produire une diminution de la capacité de la batterie et une augmentation de l'impédance. Il est à noter que cette dernière ne sera pas traitée dans cette thèse.

Le vieillissement calendaire intervient lorsque la batterie est au repos ou en stockage. Le vieillissement calendaire comprend tous les processus de vieillissement qui conduisent à la dégradation d'une cellule de batterie indépendamment du cycle charge-décharge. Dans les batteries lithium-ion récentes, le principal processus de vieillissement contribuant au vieillissement calendaire est la formation d'une interface électrolyte/solide sur l'électrode négative [108]. En fonction de la température ambiante et du SoC de la batterie, le vieillissement calendaire peut être plus ou moins important. C'est un facteur important dans de nombreuses applications des batteries lithium-ion, comme dans les VEs. De plus, la dégradation due au vieillissement calendaire peut aussi être prédominante dans les études sur le vieillissement en cyclage, en particulier lorsque les profondeurs de décharge et les courants de charge sont faibles. Lorsque la batterie est utilisée en décharge ou en recharge, on parle de vieillissement en cyclage. Ce dernier peut être influencé par de nombreux paramètres : température, variation de l'état de charge, forme de courant, etc. Le vieillissement en cyclage dépend donc très fortement de l'usage [109].

Comme nous avons pu le voir précédemment dans la partie Introduction du chapitre II, on a le choix entre deux modèles de vieillissement dans notre outil d'optimisation. Un modèle de vieillissement simple qui sera présenté dans cette partie. Ce modèle ne prend en compte que le vieillissement calendaire où le vieillissement en cyclage pourrait être négligé pendant la période de charge lente car le courant est très faible ($C\text{-rate}^{10} \leq C/6$) et si on considère des températures aux alentours de 25°C [110]. Or dans le cas où on se retrouve dans des conditions climatiques froides et chaudes, l'effet du vieillissement en cyclage devient important. De ce fait, un deuxième modèle plus complet qui prend en compte le vieillissement calendaire ainsi que le vieillissement en cyclage a été développé et qui sera présenté dans le chapitre III. Le vieillissement calendaire a été évalué à travers un modèle empirique proposé par Redondo-Iglesias et al. [111] pour prendre en compte la variation infinitésimale de la perte de capacité de la batterie. La formulation de ce modèle empirique est basée sur l'équation d'Eyring :

$$\dot{Q}_L = A \cdot \exp\left(-\frac{E_a}{k \cdot T}\right) + B \cdot Q_a \quad (\text{II.13})$$

\dot{Q}_L est le taux de perte de capacité (p.u./jour), A est le coefficient pré-exponentiel (p.u./jour), E_a représente l'énergie d'activation de la réaction (eV), k la constante de Boltzmann (eV/K), T la température absolue (K), B est le coefficient du facteur de charge (sans unités), Q_a la quantité disponible de la charge (p.u). Toutes les valeurs des paramètres de vieillissement sont présentées dans le chapitre III, section 3.

2.1.4 Modèle électrothermique et de vieillissement de la batterie

Pour rendre l'ensemble du modèle de batterie plus complet, les trois sous-modèles susmentionnés sont interconnectés (cf. Figure II.14). La résistance R_{bat} et la tension équivalente U_{bat} dépendent de la température de la batterie. Par conséquent, le modèle électrique doit communiquer avec le modèle thermique. D'autre part, le vieillissement de la batterie entraîne une perte de capacité. Cette dégradation doit être évaluée par le modèle de vieillissement et renvoyée au modèle électrique afin que l'évaluation du SoC prenne en compte la capacité actuelle de la batterie.

¹⁰ C-rate (current rate) représente la mesure du taux de courant avec lequel la batterie va être (dé)chargé

Le modèle fonctionne comme suit : le modèle reçoit une puissance d'entrée du convertisseur et des valeurs initiales de l'état de charge SoC_0 , de température de la batterie T_0 et d'état de vieillissement Q_0 . Le modèle électrique simule le comportement dynamique de la batterie pendant une durée déterminée (pas de temps de 30 min dans notre cas) et fournit les valeurs suivantes : l'état de charge final SoC_f , la résistance équivalente R_{bat} , le courant I_{bat} et la tension de la batterie U_{bat} . Le modèle thermique fournit le comportement dynamique de la température de la batterie durant la période spécifiée. Ce modèle utilise des informations telles que R_{bat} et I_{bat} pour calculer la variation de température de la batterie et fournir la température finale T_f . Le modèle de vieillissement simule la perte de la capacité de la batterie. Ce modèle utilise les données du SoC_f et de T_f afin de calculer la variation de pertes de capacité \dot{Q}_{loss} et en déduire la perte de capacité finale Q_f . Une fois la période de simulation est terminée, la variation du SoC, de la température et de la capacité sont ajoutés aux valeurs d'entrée initiales. Ce processus est répété pour la période de simulation suivante. La Figure II.14 montre le modèle de batterie.

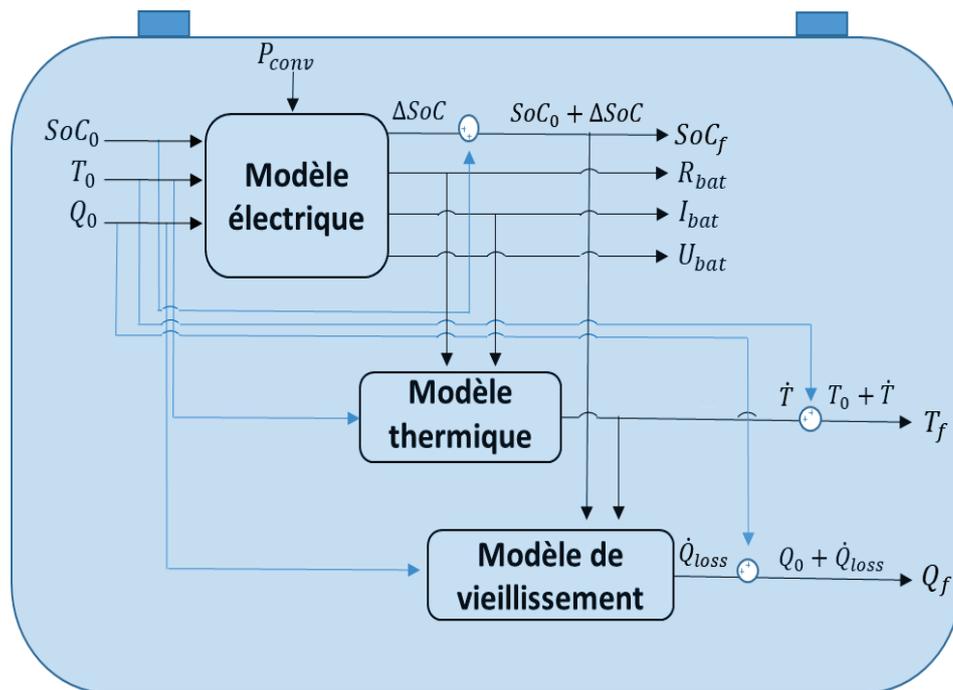


Figure II.14 – Modèle électrothermique et de vieillissement

2.2 Modélisation du convertisseur AC/DC-DC/DC

Pour représenter l'efficacité du chargeur, un modèle de convertisseur est développé et ajouté en amont du modèle de la batterie comme illustré sur la Figure II.15. L'efficacité d'un chargeur de VE dépend de l'efficacité des différents composants internes. L'énergie électrique provient du réseau et est convertie plusieurs fois, de l'alimentation AC au convertisseur AC/DC et du convertisseur DC/DC à la batterie. Afin de rester dans un temps de simulation acceptable, nous nous sommes appuyés directement sur certains résultats expérimentaux de test d'efficacité de chargeur rapide pour représenter les pertes de puissance AC/DC et DC/DC du convertisseur [101]. Ces données fournissent l'efficacité moyenne du chargeur pendant les tests de charge pour différentes puissances de charge. Dans une première approche, avant de développer un modèle de convertisseur spécifique, nous avons utilisé une interpolation linéaire des valeurs d'efficacité du chargeur basée sur les résultats expérimentaux mentionnés ci-dessus. Le modèle simplifié utilise cinq valeurs d'efficacité du chargeur correspondant à cinq plages de puissance de charge basées sur les résultats expérimentaux (cf. Tableau II.2). L'équation (II.14) représente la puissance à la sortie du convertisseur :

$$P_{conv} = \eta_{ch} \times P_{IN} \quad (\text{II.14})$$

P_{IN} représente la puissance de recharge à l'entrée du convertisseur, P_{conv} la puissance à la sortie du convertisseur et η_{ch} le rendement. La fonction `interp1` de Matlab permet d'effectuer des interpolations linéaires à une dimension en fonction de la puissance de recharge P_{IN} afin de déterminer le rendement.

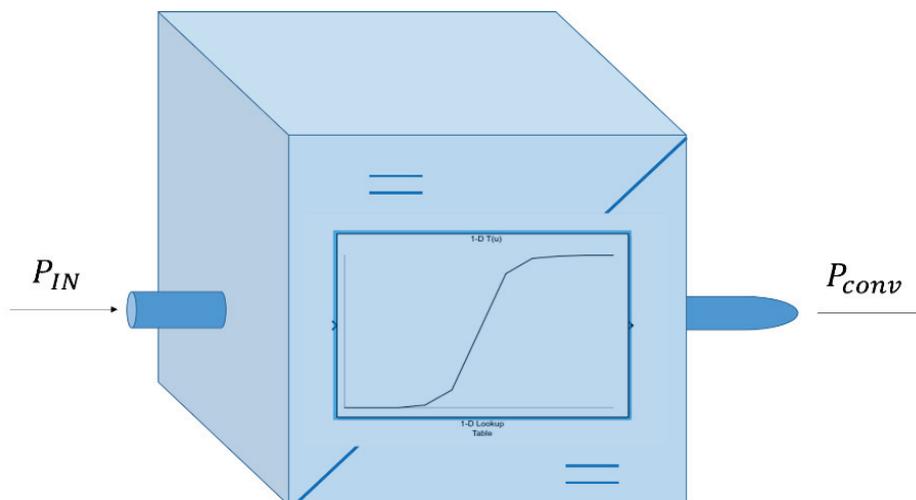


Figure II.15 – Modèle simplifié du convertisseur

3. Formulation du problème d'optimisation mono-objectif

3.1 Variable d'optimisation

Le problème d'optimisation fait référence à l'optimisation d'une fonction objectif de plusieurs variables. Dans ce travail, la variable d'optimisation représente la puissance de charge P de la flotte de BEs représentée par une matrice ($n \times m$) :

$$P = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & \dots & p_{1,m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n,1} & p_{n,2} & \dots & \dots & p_{n,m} \end{pmatrix} = (p_{i,j}) \mid \begin{cases} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (\text{II.15})$$

Où n est le nombre total de BEs et m le nombre de plages horaires, $p_{i,j}$ est la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j .

3.2 Fonctions objectif

L'outil d'optimisation de la recharge de flotte de BEs permet de minimiser différentes fonctions objectif. Considérons l'objectif 1 qui est de minimiser le coût journalier de la recharge des BEs. Ce problème se présente sous une forme linéaire et peut être formulé comme suit :

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j} \times \Delta t \times c_j \quad (\text{II.16})$$

Où $p_{i,j}$ désigne la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j (kW), Δt représente la pas de temps de 30 min (h), c_j représente le prix de l'électricité pendant la plage horaire j (€/kWh).

L'objectif 2 est de minimiser la puissance efficace de recharge des BEs. Ce problème se présente sous une forme quadratique et peut être formulé comme suit :

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j}^2 \quad (\text{II.17})$$

L'objectif 3 est de minimiser à la fois le coût journalier de la recharge des BEs et la puissance efficace. En effet, dans l'objectif 1, la solution optimale peut ne pas être unique car le tarif d'électricité varie sur une large plage horaire et le coût de la recharge ne dépend pas de la forme de courant mais plutôt de l'énergie utilisée. Si l'on souhaite converger vers une solution unique, l'idée est de minimiser à la fois le coût de la recharge et la puissance efficace de recharge. La minimisation

de la puissance efficace a pour effet celui de lisser la forme de la puissance et de favoriser les solutions avec peu de variations de puissance. De ce fait la fonction objectif sera une somme pondérée d'une fonction linéaire et d'une fonction quadratique. Nous avons normalisé ces deux fonctions pour introduire un facteur de pondération α . Nous verrons que cette technique de pondération peut être aussi utilisée dans une optimisation multiobjectif (cf. chapitre III, section 2, partie 4.1). Ainsi, ce problème peut être formulé comme un problème d'optimisation quadratique mono-objectif :

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \mathbf{p}_{i,j} \times \Delta t \times c_j + \alpha \times \mathbf{p}_{i,j}^2 \quad (\text{II.18})$$

L'objectif 4 est de minimiser le vieillissement de la batterie. Ce problème se présente comme suit

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \dot{Q}_{loss} = A \cdot \exp\left(-\frac{E_a}{k \cdot T_{i,j}}\right) + B \cdot \mathbf{Qa}_{i,j} \quad (\text{II.19})$$

$T_{i,j}$ est la température de batterie d'un BE i pendant une plage horaire j (K), $\mathbf{Qa}_{i,j}$ est la quantité disponible de la charge d'un BE i pendant une plage horaire j (p.u).

3.3 Variation du tarif d'électricité

Le tarif d'électricité peut se représenter sous forme de matrice ligne où chaque élément indique un tarif horaire :

$$C = (c_1 \ c_2 \ \dots \ c_m) = (c_j) \in \mathbb{R}^{1 \times m} \quad (\text{II.20})$$

La matrice C est une matrice ($1 \times m$) qui représente le prix de l'électricité. c_j est le prix de l'électricité pendant une tranche horaire j .

3.4 Variables intermédiaires

Durant le problème d'optimisation linéaire, la variable d'optimisation P est soumise à plusieurs contraintes. Celles-ci peuvent prendre diverses formes telles que les contraintes bornées, d'égalités et d'inégalités. Les contraintes sont dans un cas soumises à tous les éléments de la matrice d'optimisation P et dans d'autres cas, elles sont soumises à certaines lignes et colonnes de la matrice P . Nous avons donc introduit deux variables intermédiaires qui représentent des sous-matrices de la variable d'optimisation P .

Nous avons défini une sous-matrice $\mathbf{P}_{\{j\}}$ ($n \times 1$) qui représente la puissance de charge pour tous les bus pendant une plage horaire j .

$$\mathbf{P}_{\{j\}} = \begin{pmatrix} p_{1,j} \\ p_{2,j} \\ \cdot \\ \cdot \\ p_{n,j} \end{pmatrix} \quad \{1 \leq j \leq m\} \quad (\text{II.21})$$

Nous avons défini une sous-matrice $\mathbf{P}_{\{i\}}$ ($m \times 1$) qui représente la puissance de charge d'un bus i pendant toutes les plages horaires.

$$\mathbf{P}_{\{i\}} = (p_{i,1} \ p_{i,2} \ \dots \ \dots \ p_{i,m}) \quad \{1 \leq i \leq n\} \quad (\text{II.22})$$

3.5 Contraintes linéaires

Durant l'optimisation, la puissance de charge maximale délivrée par l'infrastructure de charge impose une contrainte liée à tous les éléments de la variable d'optimisation P . p_{max} est la puissance maximale de chaque borne de recharge.

$$0 \leq p_{i,j} \leq p_{max} \quad \begin{cases} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (\text{II.23})$$

La puissance souscrite impose une contrainte d'inégalité à la sous-matrice $\mathbf{P}_{\{j\}}$

$$\begin{aligned} A_s \times \mathbf{P}_{\{j\}} &\leq p_{souscrite} \\ \text{avec } A_s &= [1 \ \dots \ 1] \ (1 \times n) \end{aligned} \quad (\text{II.24})$$

A_s représente une matrice avec des 1 partout ($1 \times n$), $\mathbf{P}_{\{j\}}$ est une matrice ($n \times 1$) qui représente la puissance de charge pour tous les bus pendant une plage horaire j . Cela veut dire que la somme de la puissance de toutes les bornes de recharge doit être toujours inférieure à la puissance totale souscrite au fournisseur d'électricité.

Les contraintes d'exploitation des bus (heure d'arrivée et de départ des bus) imposent une contrainte d'égalité à la sous-matrice $\mathbf{P}_{\{i\}}$

$$\begin{aligned} A_e \times \mathbf{P}_{\{i\}}^T &= 0 \\ \text{avec } A_e &= [1111 \dots 00] \ (1 \times m) \end{aligned} \quad (\text{II.25})$$

A_e désigne une matrice ($1 \times m$) avec des 1 et des 0 et qui prendra 0 entre l'heure d'arrivée et de départ du bus et 1 ailleurs, $\mathbf{P}_{\{i\}}^T$ (la transposée de la matrice $\mathbf{P}_{\{i\}}$) est une matrice ($m \times 1$) qui représente la puissance de charge du bus i pendant toutes les plages horaires.

La contrainte d'exploitation de la quantité d'énergie nécessaire pour réaliser la vacation du lendemain impose une contrainte d'égalité à la sous-matrice $\mathbf{P}_{\{i\}}^T$.

$$A_n \times P_{\{i\}}^T = \frac{(SoC_{cible} - SoC_{initial}) \times C_{bat} \times \overline{OCV}_{bat} \times 100}{\Delta t \times \bar{\eta}_{ch} \times \bar{\eta}_{bat}} \quad (II.26)$$

avec $A_n = [1 \dots 1] (1 \times m)$

A_n désigne une matrice avec des 1 partout ($1 \times m$), $\mathbf{P}_{\{i\}}^T$ est une matrice ($m \times 1$) qui représente la puissance de charge du bus i pendant toutes les plages horaires (W), Δt est le pas de temps de 30 min (h), et C_{bat} représente la capacité totale de la batterie (Ah), $\bar{\eta}_{ch}$ le rendement moyen (%) du chargeur, $\bar{\eta}_{bat}$ est le rendement moyen de la batterie (%), \overline{OCV}_{bat} la tension moyenne en circuit ouvert (V). Les valeurs moyennes sont calculées à partir du Tableau II.1 et du Tableau II.2.

3.6 Pseudocode de l'optimisation mono-objectif

Nous présentons ci-dessous le pseudocode qui synthétise toutes les étapes d'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de BEs.

Code 1 Les étapes d'optimisation mono-objectif

1- Initialiser le nombre de bus $BES = 1:n$

2- Communication avec la station de recharge : Récupération des vacations des BEs, données de la station de recharge et des BEs

3- Estimation du SoC ciblé pour chaque BE, $SoC_{cible} = \frac{Distance \times Consommation}{Energie embarquée} + 10\%$

4- Détermination de la quantité d'énergie requise (*Estimation de l'efficacité du chargeur + batterie*)

5- Choix du critère d'optimisation (*coût de la recharge, puissance efficace, coût de vieillissement de batterie*)

$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} \times \Delta t \times c_j + \alpha \times p_{ij}^2 \mid \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{ij} \times \Delta t \times c_j \mid \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \dot{Q}_L = A \cdot \exp\left(-\frac{E_a}{k.T} + B \cdot Q_a\right)$

6- Choix de l'algorithme de résolution en fonction du critère choisi auparavant

7- Définition des contraintes linéaires d'(in)égalités et les bornes : lb, ub, A_s, A_e, A_n

$$lb = 0 \mid ub = p_{max} ; A_s \times P_{\{j\}} \leq p_{souscrite} ; A_e \times P_{\{i\}}^T = 0$$

$$A_n \times P_{\{i\}}^T = \frac{(SoC_{cible(i)} - SoC_{initial(i)}) \times C_{bat(i)} \times \overline{OCV}_{bat(i)} \times 100}{\Delta T \times \bar{\eta}_{ch(i)} \times \bar{\eta}_{bat(i)}}$$

8- Processus d'optimisation

9- Résultats d'optimisation : P_{opt}

Un profil de recharge optimal afin de minimiser la fonction objectif en respectant toutes les contraintes

Conclusion du chapitre II

La première section de ce chapitre a présenté une classification des problèmes d'optimisation ainsi que les différentes méthodes d'optimisation mono-objectif. L'état de l'art de l'optimisation mono-objectif dans la gestion de flottes de BEs nous a donné une idée des différents objectifs que l'on peut traiter ainsi que les différentes méthodes de résolution des problèmes d'optimisation dans la gestion de flotte de véhicules et BEs. Trois fonctions objectifs ont été choisies pour l'optimisation mono-objectif d'une flotte de BEs à savoir : le coût de la recharge, la puissance efficace ainsi que le vieillissement de batterie. La fonction coût de la recharge et la puissance efficace sont directement proportionnelles à notre variable de décision qui est la puissance de recharge. Ces fonctions sont continues et présentent des contraintes linéaires. Des méthodes exactes ont été choisies pour traiter le problème d'optimisation comme la programmation linéaire et quadratiques. La fonction vieillissement de batterie est non linéaire par rapport à notre variable de décision, de ce fait, la programmation non linéaire a été choisie pour résoudre ce type de problème.

La deuxième section a introduit une approche méthodologique, qui peut être utilisée pour développer une stratégie de recharge intelligente pour l'optimisation mono-objectif d'une flotte de BEs dans les transports urbains. La méthode découplée (M1) où le modèle de batterie du véhicule intervient après l'optimisation viendra traiter que les problèmes linéaires et quadratiques. La méthode couplée (M2) où le modèle de batterie fait partie intégrante de l'optimisation viendra traiter tout type de problème y compris les problèmes non linéaires. Cette distinction entre les deux méthodes (M1) et (M2) a été introduite du fait de la non linéarité du modèle de batterie par rapport à la variable de décision qui est la puissance instantanée de recharge.

Dans la dernière section, nous avons présenté la modélisation des différents systèmes énergétiques utilisés dans l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de BEs. Deux modèles de vieillissement de batterie seront considérés. Le modèle de vieillissement simple qui tient compte de la partie calendaire a été détaillé et peut être utilisé dans des conditions climatiques clémentes et à faible cyclage. Le modèle de vieillissement complet va être développé dans le chapitre suivant où nous allons essayer d'introduire l'aspect multiobjectif du problème d'optimisation de flottes de BEs.

CHAPITRE III

III. OPTIMISATION MULTIOBJECTIF AVEC PRISE EN COMPTE DU VIEILLISSEMENT: MÉTHODOLOGIE ET MODÉLISATION

Résumé

Le chapitre III est consacré à l'optimisation multiobjectif avec une méthode couplée utilisant deux approches différentes. Dans ce chapitre un modèle de vieillissement plus développé (par rapport à celui présenté en chapitre II) a été utilisé. La section 1 de ce chapitre présentera un état de l'art de l'optimisation multiobjectif et de son application dans la gestion de flotte de véhicules et BEs. Dans la section 2, nous présenterons les différentes méthodologies et méthodes d'optimisation utilisées pour l'optimisation multiobjectif. Dans la dernière section, nous présenterons la modélisation de la nouvelle loi complète de vieillissement durant la recharge de BEs ainsi que la formulation du problème d'optimisation.

CHAPITRE 3 : Optimisation multiobjectif avec prise en compte du vieillissement : Méthodologie et modélisation

SOMMAIRE

<u>INTRODUCTION DU CHAPITRE III</u>	73
SECTION 1. L'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF	95
1. <u>Introduction</u>	95
2. <u>Problèmes d'optimisation multiobjectif</u>	95
2.1 <u>Formulation mathématique</u>	95
2.2 <u>Front de Pareto et notion de dominance</u>	97
3. <u>Classification des méthodes d'optimisation multiobjectif</u>	98
3.1 <u>Méthodes d'optimisation d'un point de vue décideur</u>	98
3.2 <u>Méthodes d'optimisation d'un point de vue concepteur</u>	99
3.2.1 <u>Méthodes exactes</u>	99
3.2.2 <u>Méthodes heuristiques</u>	100
3.3 <u>Approches multiobjectif</u>	100
3.3.1 <u>Les approches à base de transformation</u>	100
3.3.1.1 <u>Agrégation par pondération</u>	100
3.3.1.2 <u>Méthode deux phases</u>	101
3.3.1.3 <u>Méthode ϵ-contrainte</u>	101
3.3.1.4 <u>Méthode de programmation par but</u>	102
3.3.2 <u>Les approches non-Pareto</u>	102
3.3.3 <u>Les approches Pareto</u>	102
3.3.3.1 <u>Méthode élitistes</u>	103
3.3.3.2 <u>Méthode non élitistes</u>	103
4. <u>Etat de l'art de l'optimisation multiobjectif dans la gestion de flotte de véhicules et de bus électriques</u>	104
SECTION 2. METHODOLOGIE DE L'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF ET FORMULATION DU PROBLEME D'OPTIMISATION	107
1. <u>Introduction</u>	107
2. <u>Méthodologie de l'optimisation multiobjectif</u>	107
2.1 <u>Méthode couplée avec une approche Pareto de l'optimisation multiobjectif</u>	108
2.2 <u>Méthode couplée avec une approche non Pareto de l'optimisation multiobjectif</u>	109
3. <u>Approche Pareto avec l'algorithme NSGA-II</u>	110
4. <u>Approche non Pareto avec la méthode à base de transformation</u>	112
4.1 <u>Méthode d'agrégation par pondération</u>	112
4.2 <u>Méthode deux phases</u>	112
5. <u>Formulation du problème d'optimisation multiobjectif</u>	114
5.1 <u>Algorithmes de résolution</u>	114
5.2 <u>Variable d'optimisation</u>	114
5.3 <u>Fonctions objectif</u>	115
SECTION 3. MODELISATION COMPLETE DE VIEILLISSEMENT	116
1. <u>Introduction</u>	116
2. <u>Modélisation complète de vieillissement</u>	116
2.1 <u>Modèle de vieillissement de référence</u>	117
2.2 <u>Méthodologie de modélisation d'une loi de vieillissement complète avec la loi d'Eyring</u>	119
<u>CONCLUSION DU CHAPITRE III</u>	112

Introduction du chapitre III

Après avoir traité la problématique de la recharge de flottes de BEs d'un point de vue mono-objectif, l'idée de ce chapitre est de mettre en œuvre une optimisation multiobjectif où nous serons amenés à optimiser des objectifs contradictoires. En effet, les exploitants de flottes s'intéressent de plus en plus à la réduction des coûts d'exploitation, que ce soit des coûts liés à la facture d'électricité (coût de recharge, coût du dépassement de puissance souscrite, coût du dépassement de la puissance réactive, pics de puissance) ou de ceux liés à l'utilisation de la batterie. De ce fait, la manière dont les véhicules vont être rechargés va impacter la durée de vie de leurs batteries. Afin d'éviter à la fois les appels de puissance, les recharges durant les heures pleines ainsi que la dégradation de la batterie, il est nécessaire de spécifier une infrastructure de charge intelligente qui permet de tenir compte de plusieurs objectifs. L'optimisation multiobjectif présentée dans ce chapitre intègre deux approches différentes avec une méthode couplée (cf. Figure III.1). La méthode est dite couplée car on retrouve un modèle de chargeur et batterie intégrés dans le modèle d'optimisation. La méthode couplée M3 utilise une approche Pareto avec des algorithmes génétiques alors que la méthode couplée M4 utilise une approche non Pareto avec une programmation non linéaire. L'approche non Pareto ne traite pas le problème comme un véritable problème multiobjectif : elle cherche à ramener le problème initial à un ou plusieurs problèmes mono-objectif d'où le nom de non Pareto. Alors que l'approche Pareto traite le problème comme un problème multiobjectif en utilisant la notion de dominance qu'on expliquera par la suite. Les deux approches fonctionnent différemment mais permettent de retrouver le front de Pareto.

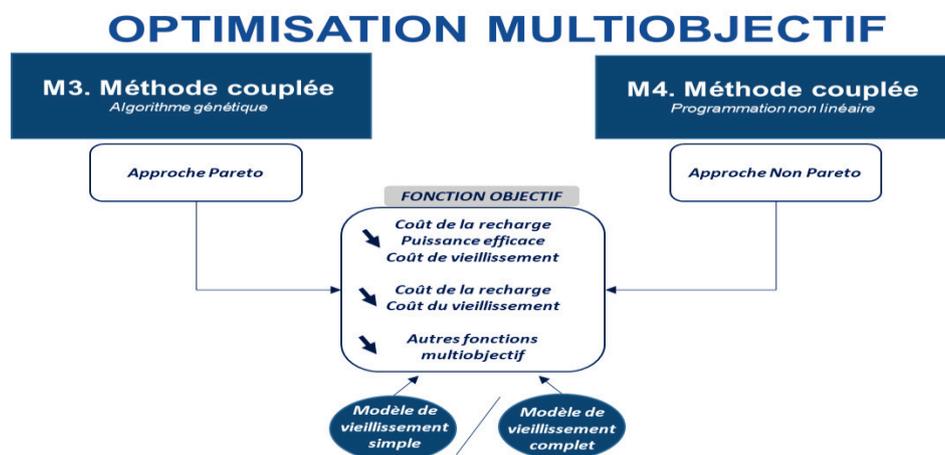


Figure III.1 – Les méthodes proposées dans l'optimisation multiobjectif

Ces deux méthodes permettent de minimiser plusieurs objectifs à la fois et peuvent utiliser deux modèles de vieillissement de batterie pour estimer la perte de capacité. Le premier est un modèle de vieillissement simple qui ne tient compte que du vieillissement de la batterie au repos (calendaire) où les périodes de recharge sont aussi considérées comme des repos, présenté dans le chapitre précédent. Le deuxième est un modèle de vieillissement complet qui tient compte du vieillissement de la batterie au repos et durant la recharge (calendaire + cyclage) présenté dans la dernière section de ce chapitre. La section 1 du chapitre traite de l'état de l'art d'un problème d'optimisation multiobjectif avec une classification des méthodes et un positionnement par rapport à ces méthodes dans la gestion de flotte. Les méthodes utilisées ainsi que les fonctions objectif traitées dans notre outil d'optimisation seront détaillées dans la section 2. Enfin, la section 3 de ce chapitre est consacrée au modèle de vieillissement complet (calendaire + cyclage) : sa formulation et sa calibration par rapport à un modèle de référence trouvé dans la littérature.

Section 1. L'optimisation multiobjectif

1. Introduction

Cette section du chapitre présente les principes de base de l'optimisation multiobjectif ainsi qu'une classification des problèmes d'optimisation. Pour finir, on présentera un état de l'art de l'optimisation multiobjectif dans la gestion de flotte de véhicules et BEs.

2. Problèmes d'optimisation multiobjectif

L'optimisation multiobjectif est un domaine d'aide à la décision multicritère qui a un grand intérêt dans de nombreux milieux scientifiques et industriels. La résolution d'un problème d'optimisation multiobjectif consiste à trouver un compromis qui correspond au mieux aux préférences du décideur [76]. Beaucoup de problèmes complexes rencontrés dans le domaine industriel sont de nature multiobjectif. Cette partie aura pour but d'introduire les prérequis nécessaires à la bonne compréhension de cette thèse. Ainsi, dans un premier temps, nous présenterons le contexte de l'optimisation multiobjectif, les principales définitions, et les problématiques essentielles liées à notre domaine de recherche.

2.1 Formulation mathématique

Un problème multiobjectif ou multicritère peut être défini comme un problème où on cherche à optimiser plusieurs objectifs, tout en satisfaisant un ensemble de contraintes. Contrairement à un problème mono-objectif, la solution est constituée d'un ensemble de solutions dites de Pareto optimale¹¹. La formulation mathématique d'un problème d'optimisation multiobjectif est donnée comme suit :

$$\text{Trouver } x \text{ tel que : } \begin{cases} \forall a \in \mathbb{R}^n, F(x) = (f_1(x), \dots, f_z(x)) \leq F(a) \\ g_k(x) = 0, k = 1 \dots, m, \\ h_j(x) \leq 0, j = 1 \dots, n, \\ x_L \leq x_i \leq x_U \end{cases} \quad x \in \mathbb{R}^n \quad (\text{III.1})$$

¹¹ L'ensemble Pareto optimal est l'ensemble des solutions qui ne sont dominés par aucune autre solution. Ces solutions sont aussi appelées solutions non dominées ou non inférieures.

Avec $x = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur des variables de décision, \mathbb{R}^n est l'ensemble des solutions réalisables, $F(x) = (f_1(x), \dots, f_z(x))$ est l'ensemble des fonctions objectif, g_k et h_j sont respectivement les contraintes d'égalités et d'inégalité et x_L, x_U sont respectivement les bornes inférieures et supérieures du domaine de recherche des variables.

La définition de la solution optimale n'existe pas dans un problème multiobjectif. Le décideur peut simplement exprimer le fait qu'une solution est préférable à une autre. Ainsi, résoudre un problème multiobjectif consiste à trouver l'ensemble des solutions satisfaisantes. Etant donné que le choix final sera laissé au décideur, les méthodes de résolution des problèmes multiobjectif sont donc des méthodes d'aide à la décision [112]. Pour répondre à cette problématique, la communauté scientifique a adopté deux types de comportement (cf. Figure III.2)

- Comportement 1 : Ramener un problème multiobjectif à un problème mono-objectif en utilisant des pondérations
- Comportement 2 : Tenter d'apporter des réponses au problème en prenant en compte l'ensemble des critères

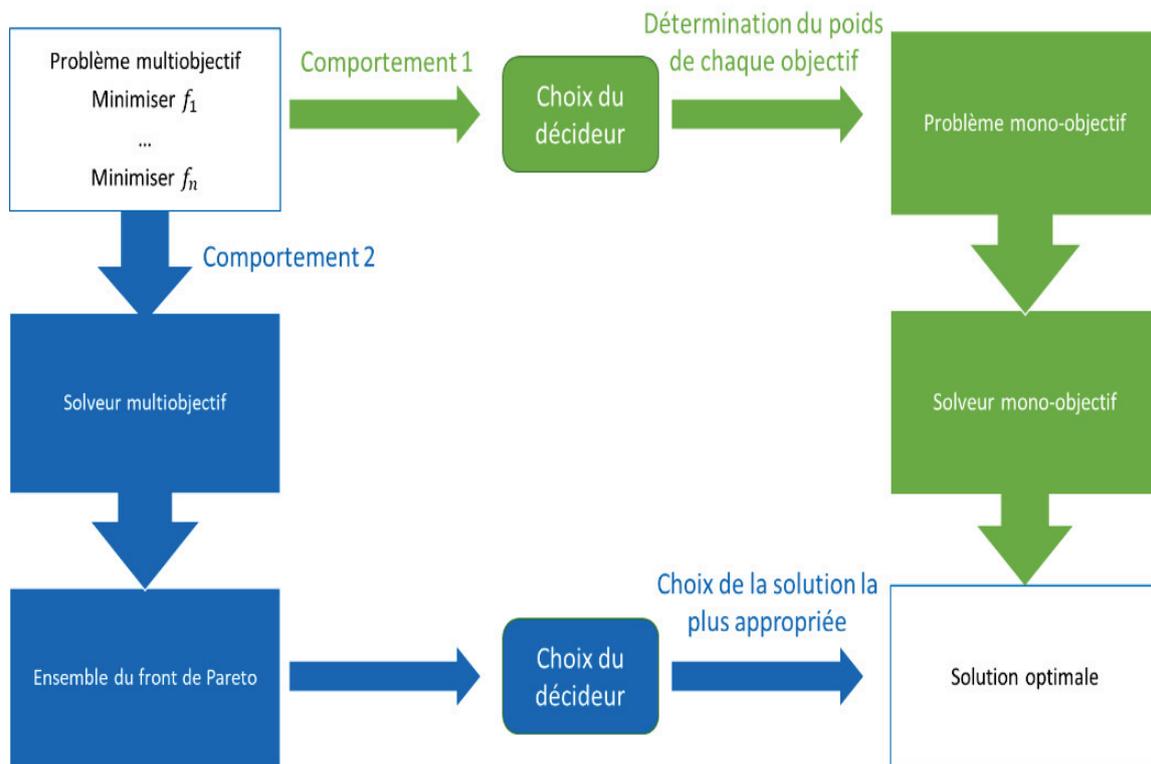


Figure III.2 – Schéma des deux types de comportement en optimisation multiobjectif

3. Classification des méthodes d'optimisation multiobjectif

Dans la littérature, il existe deux classifications des méthodes d'optimisation multiobjectif. D'un point de vue décideur, les méthodes d'optimisation sont classées en fonction de l'usage de l'utilisateur. D'un point de vue concepteur, les méthodes sont classées en fonction de la manière dont sont optimisées les fonctions objectif. C'est cette deuxième classification qui est plus théorique et qu'on va développer par la suite. Dans un premier temps, nous allons voir les différentes catégories de ces deux classifications.

3.1 Méthodes d'optimisation d'un point de vue décideur

Une classification traditionnelle divise les méthodes d'optimisation multiobjectif en trois classes importantes : les méthodes nécessitant une pondération "a priori" des objectifs, les méthodes nécessitant une pondération "progressive" des objectifs, les méthodes conduisant à une pondération "a posteriori" des objectifs. [113]

-
- Les méthodes « à priori » consistent souvent à combiner les différentes fonctions objectif en une seule fonction objectif en connaissant a priori le poids de chaque objectif. Cela revient à résoudre un problème simple objectif. Cependant dans la plupart des cas, soit par manque d'informations ou du fait que les objectifs ne sont pas exprimés dans des mêmes unités, le décideur ne peut pas exprimer facilement sa fonction pondérée.
 - Les méthodes progressives consistent à alterner les processus de décision et d'optimisation. Par moment, le décideur intervient de manière à modifier certaines variables ou contraintes afin de diriger le processus d'optimisation. Le décideur modifie ainsi interactivement le compromis entre ses préférences et les résultats.
 - Les méthodes a posteriori consistent à prendre une décision d'après un ensemble de solutions calculées par un solveur. Dans ce cas la qualité de la décision dépend du choix de la méthode de résolution. Ici, on se contente de produire un ensemble de solutions que l'on transmettra au décideur
-

3.2 Méthodes d'optimisation d'un point de vue concepteur

Cette classification est plus théorique et utilise une classification en fonction des méthodes de résolutions utilisées. Pour leur résolution, des méthodes exactes, ainsi que des heuristiques ont été proposées. Le but de cette partie est de présenter un panel assez large de méthodes d'optimisation multiobjectif. Pour avoir une vue plus globale, le lecteur peut se référer à [76] (cf. Figure III.4).

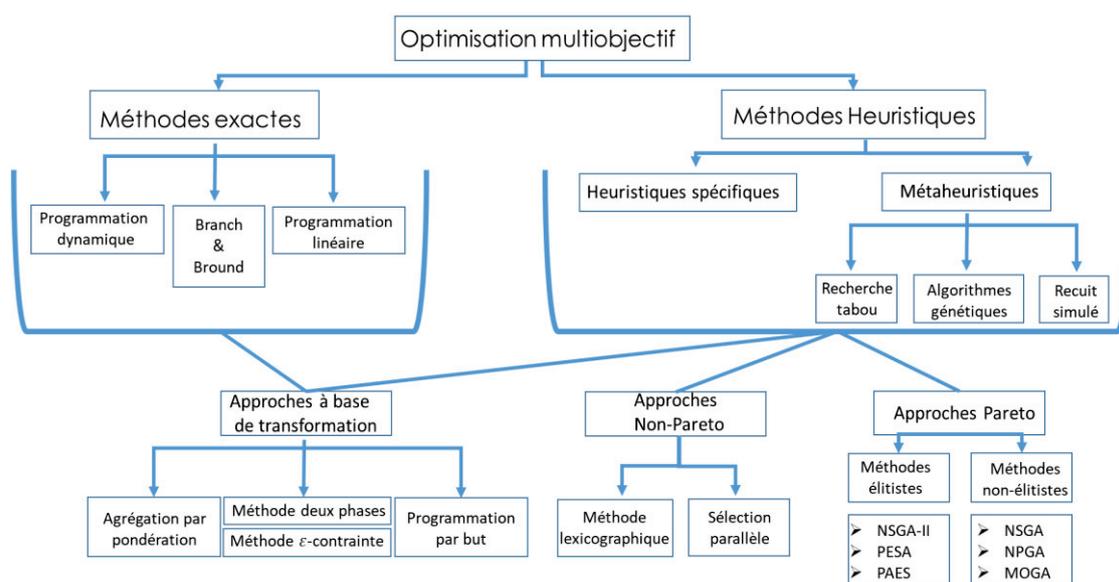


Figure III.4 – Les différentes méthodes d'optimisation multiobjectif

3.2.1 Méthodes exactes

Les méthodes exactes permettent de trouver des solutions exactes de l'ensemble des solutions de Pareto. Concernant ces méthodes, plusieurs approches basées sur des procédures de programmation dynamique [114] ou séparation et évaluation (branch and bound) [115] ont été proposées pour résoudre des problèmes à deux objectifs (problèmes bi-objectifs). Néanmoins, dès que la taille du problème augmente ainsi que le nombre d'objectifs, les méthodes exactes deviennent inefficaces dans le cas d'un problème NP-difficile (non soluble en temps polynomial¹³). Ainsi, afin de résoudre des problèmes NP-difficile de grande taille avec plusieurs objectifs, il est nécessaire de faire appel à des méthodes heuristiques. Les méthodes exactes sont parfois utiles lorsque des sous-problèmes peuvent être extraits du problème global alors le problème peut devenir facile [116].

¹³ Il n'existe aucun algorithme de résolution polynomial qui puisse le résoudre

3.2.2 Méthodes heuristiques

Les méthodes heuristiques permettent de trouver des solutions approchées de tout l'ensemble des solutions de Pareto. Les approches heuristiques peuvent être classées en deux catégories : les métaheuristiques et les heuristiques spécifiques (comme des heuristiques de recherche locale ou gloutonne). Les heuristiques sont spécifiques à un type de problème alors que les métaheuristiques peuvent être appliquées à n'importe quel type de problème. Les métaheuristiques sont inspirées des systèmes naturels en biologie de l'évolution et en éthologie [112]. Parmi les méthodes métaheuristiques les plus populaires on peut citer : les algorithmes génétiques, le recuit simulé et la recherche tabou. D'autres métaheuristiques ont été adaptées au cas d'optimisation multiobjectif comme : les colonies de fourmis, l'optimisation par essaim de particules et les réseaux de neurones artificiels. Quelle que soit la méthode d'optimisation heuristique utilisée, il existe trois grandes approches pour traiter les problèmes multiobjectif : les approches à base de transformation, les approches non-Pareto et les approches Pareto.

3.3 Approches multiobjectif

3.3.1 Les approches à base de transformation

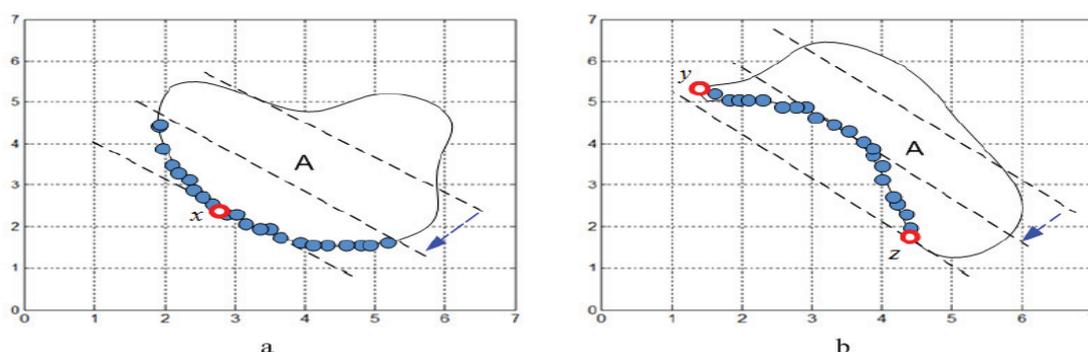
Les approches à base de transformation transforment le problème multiobjectif en un problème mono-objectif. Parmi ces méthodes, on peut citer les méthodes d'agrégation [117], [118], les méthodes ε -contrainte [119] ou encore les méthodes de programmation par but [120]. Ces méthodes nécessitent une connaissance a priori du problème et permettent de trouver une solution unique. Pour retrouver le front de Pareto, le poids pour chaque objectif devrait être changé systématiquement. Nous verrons l'application de cette approche à notre problème de gestion dans la section 2 et 3 de ce chapitre. Il existe plusieurs méthodes à base de transformation :

3.3.1.1 Agrégation par pondération

Cette méthode consiste à trouver une somme pondérée de tous les objectifs en affectant des coefficients de pondération. Ces coefficients représentent l'importance de chaque fonction objectif que le décideur va attribuer.

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^l \omega_i f_i(x) \\ \text{avec } \omega_i \geq 0 \text{ et } \sum_{i=1}^l \omega_i = 1 \end{aligned} \tag{III.2}$$

ω_i représente le poids affecté à la fonction objectif f_i .



(a) Une frontière de Pareto convexe

(b) Une frontière de Pareto non convexe

Figure III.5 – Les illustrations de la méthode d'agrégation en cas d'optimisation bi-objectif [121]

La Figure III.5 illustre le principe de fonctionnement de cette méthode. Les coefficients de pondération consistent à trouver un hyper-plan dans l'espace avec une orientation fixée. Comme le montre la Figure III.5.(a), les solutions Pareto optimales seront les points où l'hyper-plan a une tangente commune avec l'espace réalisable. Dans le cas d'un front de Pareto non convexe (concave), cette approche ne peut trouver que les solutions y et z représentées sur la Figure III.5.(b) [10].

3.3.1.2 Méthode deux phases

Cette approche a été proposée par B. Ulungu et J. Teghem pour la recherche des solutions supportées et non-supportées du front de Pareto [115]. Leur méthode en deux phases consiste à trouver l'ensemble des solutions Pareto supportées dans un premier temps et les solutions non-supportées dans un second temps. L'étude [122] a proposé des améliorations afin d'obtenir des fronts de Pareto plus complets. On verra cette approche de manière plus détaillée dans la section 2, partie 4.2.

3.3.1.3 Méthode ε -contrainte

Cette approche consiste à minimiser un objectif f_i en rajoutant des contraintes supplémentaires tels que les autres objectifs f_j avec $j \neq i$ doivent être inférieurs à une valeur ε_j . Il est nécessaire de présélectionner l'objectif à optimiser prioritairement ainsi que le vecteur de contraintes initiales ε . Les autres objectifs sont transformés en contraintes d'inégalités comme suit :

$$\begin{cases} \text{Minimiser } f_i(x) \\ \text{Sous les contraintes} \\ f_j(x) \leq \varepsilon_j, \forall j \neq i \end{cases} \quad (\text{III.3})$$

Des réitérations sur un autre objectif sont possibles afin de retrouver d'autres ensembles de solutions. Cette méthode a été testée avec un algorithme génétique dans les travaux de [123] avec différentes valeurs de ε_j pour générer différentes solutions. Cette approche peut aussi retrouver des fronts de Pareto non convexes, cependant la formulation du problème nécessite une connaissance a priori [124].

3.3.1.4 Méthode de programmation par but

L'idée ici est de fixer un point qu'on appelle « but » G_i à atteindre pour chaque fonction objectif f_i qui seront rajoutées comme des contraintes au problème d'optimisation. La fonction objectif consiste à minimiser la somme des écarts entre la valeur de la fonction objectif et les buts à atteindre, on peut pondérer cette norme par des poids ω_i :

$$\min \sum_{i=1}^l \omega_i |f_i(x) - G_i| \quad (\text{III.4})$$

G_i représente la valeur à atteindre pour le $i^{\text{ème}}$ objectif, ω_i représente le poids affecté.

3.3.2 Les approches non-Pareto

Les méthodes dites non Pareto utilisent un processus de recherche qui traite les objectifs de manière séparée. Fourman en 1985 [125] a proposé la méthode lexicographique dans laquelle les objectifs sont classés par ordre d'importance. Ensuite, l'optimisation se fait de manière à minimiser la fonction objectif la plus importante dans un premier temps puis passer aux rangs suivants. Schaffer en 1985 [126] propose un algorithme dénommée Vector Evaluated Genetic Algorithm (VEGA). Cet algorithme est proche des algorithmes génétiques avec comme seule différence la manière dont s'effectue la sélection des solutions potentielles. L'approche consiste à faire évoluer un ensemble de solution, puis à sélectionner les meilleurs suivant chaque objectif, indépendamment des autres (sélection parallèle). Les algorithmes non-Pareto sont souvent simples et faciles à mettre en œuvre. Mais, ces méthodes répartissent la population que sur les extrémaux du front de Pareto.

3.3.3 Les approches Pareto

Les méthodes dites Pareto utilisent la notion de dominance pour comparer les solutions entre elles. Pas besoin de faire plusieurs optimisations, une seule résolution permet d'approximer l'ensemble de la frontière Pareto. L'idée d'utiliser la dominance au sens de Pareto a été proposée par Goldberg et al [127]. Cette utilisation de la notion de dominance de Pareto fait converger

l'ensemble des solutions vers les solutions les plus efficaces au sens des différents objectifs. Nous verrons aussi une application de cette approche à notre problème de gestion dans la section 2 et 3 de ce chapitre. On peut diviser les méthodes Pareto en deux familles : les méthodes élitistes et les méthodes non élitistes.

3.3.3.1 Méthode élitistes

L'algorithme Strength Pareto Evolutionary Algorithm (SPEA) proposé par Zitzler et al [128] est un algorithme qui permet de localiser et de maintenir un front de solutions non dominées. Ceci est réalisé en utilisant un processus évolutif (avec des procédures de mutation) pour explorer l'espace de recherche, et un processus de sélection combinant le degré de domination d'une solution candidate (force) et une estimation de la densité. Une archive de l'ensemble non dominé est maintenue séparée de la population de solutions candidates utilisées dans le processus évolutif, fournissant une forme d'élitisme.

L'algorithme de Pareto Envelope based Selection Algorithm (PESA) a été présenté par Knowles et Corne [129]. Il consiste en la génération d'un seul individu pour la recherche des solutions, l'acceptation de la solution candidate et le stockage de solutions non dominées.

L'algorithme Non Sorting Genetic Algorithm II (NSGA-II) a été présenté par Deb et al [130]. NSGA II utilise un opérateur de sélection basé sur la notion de distance de "*crowding*" (ou "surpeuplement") qui estime la densité de chaque individu dans la population. NSGA II est parmi les algorithmes d'optimisation multiobjectif le plus utilisés aujourd'hui.

3.3.3.2 Méthode non élitistes

L'algorithme Multiple Objective Genetic Algorithm (MOGA) proposé par Fonseca et al [131] utilise un classement des individus de la population par notion de dominance et de rang.

L'algorithme Non Sorting Genetic Algorithm (NSGA) utilisé par Srinivas et Deb [118] a proposé la procédure de ranking qui a été introduite par Goldberg et al [127]. Les individus de la population qui ne sont pas dominés sont de rang 1 et sont enlevés de la population. On identifie par la suite l'ensemble d'individus non-dominés et on leur attribue un rang 2. Le processus est réitéré jusqu'à ce que tous les individus aient un rang.

L'algorithme Niched Pareto Genetic Algorithm (NPGA) présenté par [132] utilise une sélection par tournoi basé sur la notion de dominance. Il choisit une population par hasard de taille N et compare deux individus pris au hasard. L'individu dominant est alors positionné dans la population suivante.

4. État de l'art de l'optimisation multiobjectif dans la gestion de flotte de véhicules et de bus électriques

Les travaux existants sur l'optimisation multiobjectif de la recharge intelligente des flottes de VEs et de BEs (BE) ont suggéré un très large panel de solutions. En ce qui concerne les méthodes exactes, Esmaili et al [133] ont utilisé la programmation linéaire afin de minimiser le coût de recharge ainsi que les pertes d'énergie dans le réseau. Les deux objectifs ont été normalisés avec la technique de logique floue. Coelho et al [134] ont utilisé la méthode de Branch & bound en appliquant la programmation linéaire en nombre entiers afin de minimiser 3 objectifs : le coût total, l'utilisation des batteries, le pic de puissance. La méthode d'agrégation par pondération a été utilisée en choisissant une combinaison linéaire des trois facteurs. Sassi-Ben Salah et al [135] ont utilisé la programmation linéaire en nombre entier afin de minimiser le coût de recharge, de réduire les émissions CO₂ de la production d'électricité et de minimiser la dégradation des batteries des VE. Dans ce même travail, une approche non Pareto a été utilisée avec la méthode lexicographique.

Comme nous avons pu le voir dans le chapitre II, le problème d'optimisation de recharge des VEs est un problème NP-difficile, de ce fait l'utilisation des heuristiques permet de résoudre ce problème dans un temps d'exécution à estimer. Dans l'étude [136], Zakariazadeh et al ont utilisé la programmation linéaire en nombres entiers ainsi que la programmation non linéaire pour résoudre leur problème d'optimisation multiobjectif. L'approche à base de transformation avec la méthode ϵ -contrainte a été utilisée afin de minimiser le coût d'exploitation de VE ainsi que les émissions de CO₂ de la production d'électricité. García-Villalobos et al [137] ont utilisé une méthode heuristique de type logique floue basée sur une méthode d'agrégation par pondération afin de minimiser la variation de charge dans le réseau électrique et le coût de recharge de véhicules hybrides rechargeables (VHR).

Kang et al [138] ont comparé la méthode d'agrégation par pondération avec des approches Pareto afin d'optimiser la recharge de VHR en minimisant à la fois la valeur crête-à-crête et les pertes économiques. Ils ont utilisé une métaheuristique avec l'optimisation par essais particuliers (PSO) en mono-objectif afin de mettre en œuvre la méthode d'agrégation par pondération puis ils ont utilisé l'algorithme PSO en multiobjectif afin de mettre en œuvre une méthode Pareto et compléter le front de Pareto. Cette méthode est efficace par rapport aux méthodes multiobjectif Optimization Evolutionary Algorithm (MOEA), NSGA-II, multiobjectif Particle Swarm Optimization (MOPSO), multiobjectif differential evolution algorithm (MDEA)). Ramezani et al [139] ont utilisé une heuristique de recherche locale avec la méthode d'agrégation par pondération en hybridation avec des algorithmes évolutionnaires. Les objectifs ont été pondérés selon l'importance que leur

donne l'agrégateur. L'objectif était de minimiser le coût de la recharge et la dégradation de la batterie. Un algorithme multiobjectif basé sur les colonies de fourmis est proposé dans [140] afin de déterminer de manière optimale le nombre et les emplacements des points de recharge. Dans [49], un algorithme génétique multiobjectif est utilisé pour optimiser la recharge des VHR qui prend en compte plusieurs objectifs : le coût du carburant et de l'électricité ainsi que la dégradation des batteries sur une période de 24 h. Yao et al [141] ont utilisé une optimisation multiobjectif avec MOEA afin de minimiser le coût d'investissement ainsi que la perte d'énergie dans une station de recharge rapide pour VE. Gong et al [142] ont utilisé l'optimisation PSO avec la méthode d'agrégation par pondération afin de minimiser la déviation maximale de tension ainsi que les pertes de puissances au niveau du réseau électrique causés par la recharge des VHR. Les coefficients de pondération ont été déterminés avec la méthode de matrice de jugement des critères. Comme nous avons pu le voir, les travaux existants dans la littérature sur l'optimisation multiobjectif de la recharge intelligente des flottes de VE suggèrent différentes méthodes d'optimisation.

En ce qui concerne l'optimisation multiobjectif de la recharge intelligente des flottes de BE, la littérature comprend quelques travaux qui ont plutôt utilisé des approches Pareto.

Zhu et al [143] ont utilisé une optimisation multiobjectif avec l'algorithme NSGA-II modifié afin d'optimiser l'ordonnancement des vacations de BE. L'objectif est de minimiser le coût d'investissement d'une flotte de BE ainsi que la charge totale de la station. Sebastiani et al [144] ont aussi utilisé l'algorithme NSGA-II afin de minimiser le nombre de station de recharge ainsi que le temps d'arrêt pour la recharge d'une flotte de BE au sein d'une ligne de bus à haut niveau de service (BHNS) à Curitiba au Brésil. L'optimisation multiobjectif a duré 10h pour converger et permet de générer un front de Pareto de manière à ce que plus on a des stations de recharge moins on aura besoin de temps d'arrêt. Santos et al [145] ont utilisé une adaptation de l'algorithme NSGA-II pour faire un NSGA-III afin de trouver la combinaison optimale d'une flotte de bus mixtes dans un réseau de bus à Porto entre le BE, le diesel et le gaz naturel pour véhicules. L'objectif est de minimiser les émissions et les polluants ($CO_2 + CO + NO_x$) ainsi que le coût d'exploitation des véhicules y compris le coût d'investissement. Dans la même démarche, Ercan et al [146] ont utilisé la programmation linéaire avec la méthode d'agrégation par pondération afin d'optimiser une flotte mixte dans un réseau de bus de Manhattan. Les travaux de Dai et al [147] ont utilisé la programmation linéaire en nombre entiers avec la méthode d'agrégation par pondération afin de minimiser le coût de la recharge et la variation de puissance pour une flotte de 180 BE avec des stations d'échange de batterie dans la province de Shandong en Chine.

Le choix de l'algorithme d'optimisation va en effet dépendre fortement de la forme de la fonction objectif. Ensuite le choix de l'approche multiobjectif dépendra du temps de calcul et de la qualité requise du front de Pareto. Certaines approches non Pareto peuvent être très rapides, mais dans de nombreux cas, ils ne sont pas très efficaces pour retrouver un front de Pareto complet. Dans le cas de l'optimisation multiobjectif, la gestion de flotte de BE est un problème NP-difficile à grande échelle (grand nombre de bus) avec un nombre élevé de contraintes. Les fonctions objectif définies peuvent prendre différentes formes (linéaire, non linéaire, convexe, concave ...). De ce fait, pour notre étude, dans un premier temps, une approche Pareto avec l'algorithme NSGA-II a été choisie pour des problèmes difficiles à grande échelle. Par la suite, ce choix a été comparé à une approche non Pareto avec une méthode d'agrégation par pondération et une méthode à deux phases.

La section suivante introduit l'approche méthodologique mise en œuvre dans le cas de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'une flotte de BEs dans les transports urbains ainsi que la formulation du problème d'optimisation multiobjectif dans la gestion de flottes de BE.

Section 2. Méthodologie de l'optimisation multiobjectif et formulation du problème d'optimisation

1. Introduction

Cette section du chapitre introduit l'approche méthodologique que nous avons mise en œuvre dans le cas de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'une flotte de BEs dans les transports urbains. L'outil d'optimisation ainsi que les étapes de communication de l'outil ont déjà été présentés dans le chapitre II. Nous présenterons dans cette section la méthodologie pour l'optimisation multiobjectif avec deux approches différentes et en utilisant un modèle complet de vieillissement de la batterie. Les deux approches seront ici détaillées et le modèle de vieillissement le sera dans la section 3. Ensuite, nous allons présenter la formulation du problème d'optimisation multiobjectif dans la gestion de flottes de BEs. Nous présenterons les différents paramètres intervenant dans le problème d'optimisation, les fonctions objectif ainsi que les contraintes linéaires et non linéaires.

2. Méthodologie de l'optimisation multiobjectif

L'optimisation multiobjectif que nous proposons intègre deux approches différentes. La Figure III.6 présente les approches utilisées. La méthode couplée¹⁴ M3 utilise une approche Pareto avec des algorithmes génétiques et la méthode couplée M4 utilise une approche non Pareto avec une programmation non linéaire.

Dans notre cas d'étude, on choisira le coût de la recharge ainsi que le vieillissement de la batterie comme fonctions objectif. La loi de vieillissement utilisée est une loi de vieillissement complète qui prend en compte le vieillissement calendaire et le vieillissement en cyclage ainsi qu'une séparation du vieillissement chaud et froid (cf. section 3, partie 2).

¹⁴ La méthode est dite couplée car le modèle de chargeur et batterie sont intégrés dans le modèle d'optimisation.

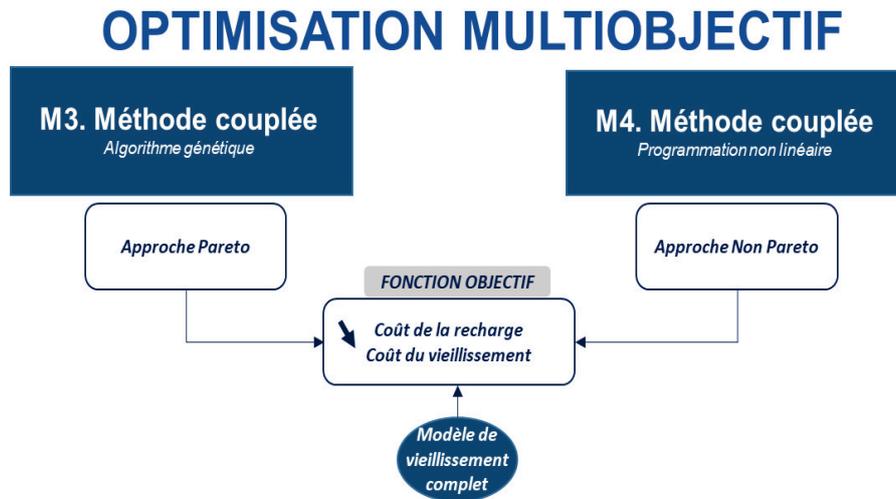


Figure III.6 – Les approches utilisées dans l’optimisation multiobjectif proposée

2.1 Méthode couplée avec une approche Pareto de l’optimisation multiobjectif

Cette méthode utilise une approche Pareto avec des algorithmes génétiques et permet d’optimiser dans notre cas d’étude le coût de la recharge et le vieillissement de la batterie. Ces deux fonctions objectif ont été choisies car elles permettent de répondre à la fois à la problématique de la recharge en heure pleine ainsi que celle du vieillissement de la batterie dans un but de réduire le coût d’exploitation de BE. D’autres fonctions objectif existent comme nous avons pu le voir dans la littérature dans la section 1, partie 4, mais ne seront pas traitées dans notre cas d’étude.

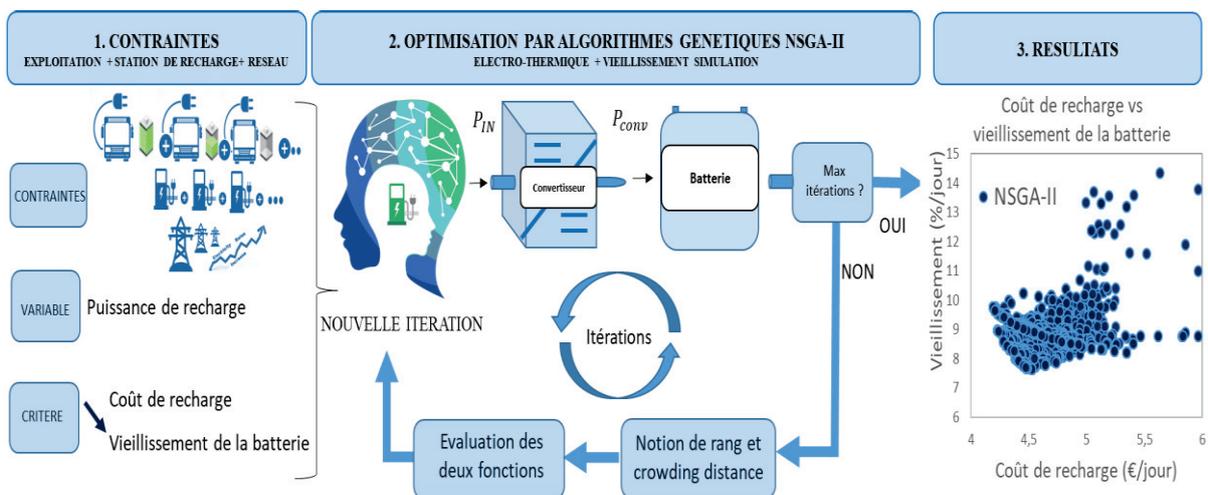


Figure III.7 – Méthodologie couplée avec une approche Pareto de l’optimisation multiobjectif

L'approche méthodologique couplée multiobjectif a été mise en œuvre dans l'environnement Matlab (cf. Figure III.7) et utilise des algorithmes génétiques. La méthodologie utilise une approche Pareto et consiste en 3 étapes :

- Étape 1 : L'étape 1 représente le renseignement de données et de contraintes d'exploitation issues de la communication avec la station de recharge. On retrouve la même étape en premier lieu que dans la méthodologie mono-objectif. On choisit les fonctions objectif à minimiser : dans notre cas d'étude on choisira le coût de la recharge et le vieillissement de la batterie.
- Étape 2 : Durant cette étape, on exécute l'algorithme d'optimisation afin de trouver une génération de profils de puissance optimale qui minimise notre fonction objectif tout en respectant les différentes contraintes. A chaque itération, l'algorithme génétique génère une population (correspondant à un ensemble de solutions possibles) et l'évalue en faisant appel aux deux fonctions objectif. L'évaluation se fait par notion de dominance et de distance qu'on expliquera par la suite. Les individus de premier rang (ayant les meilleurs fonctions objectifs) dans la population générée représentent le front de Pareto.
- Étape 3 : La dernière étape consiste en la visualisation de toutes les générations réalisées.

2.2 Méthode couplée avec une approche non Pareto de l'optimisation multiobjectif

La méthode M4 utilise une approche non Pareto avec l'optimisation non linéaire et permet d'optimiser dans notre cas d'étude les mêmes objectifs que précédemment, à savoir le coût de la recharge et le vieillissement de la batterie.

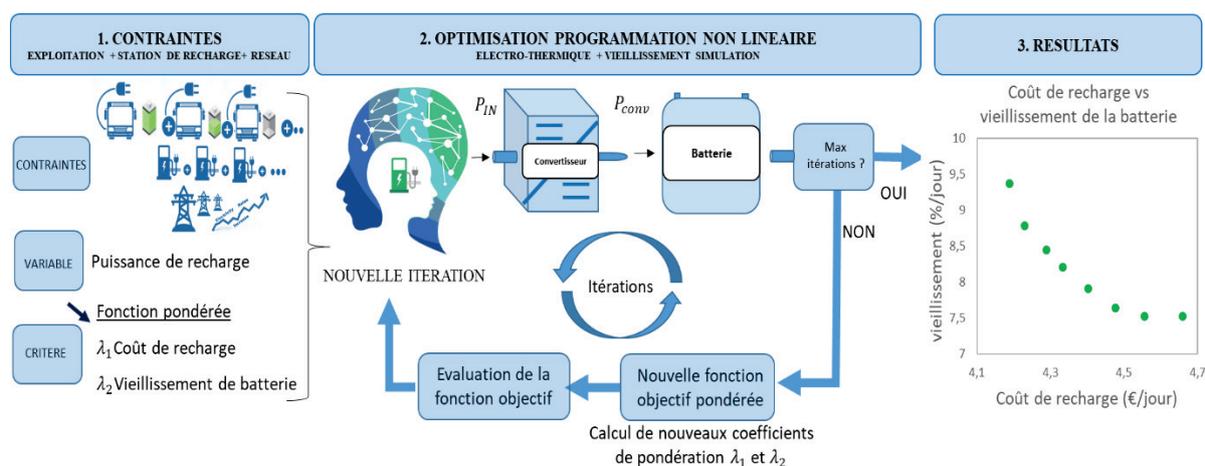


Figure III.8 – Méthodologie couplée avec une approche non Pareto de l'optimisation multiobjectif

L'approche méthodologique couplée avec une approche non Pareto a été mise en œuvre dans l'environnement Matlab (cf. Figure III.8) et utilise la programmation non linéaire. La méthodologie couplée avec une approche non Pareto proposée ici consiste en 3 étapes :

-
- Etape 1 : L'étape 1 représente le renseignement de données et de contraintes d'exploitation issues de la communication avec la station de recharge comme pour la méthodologie mono-objectif et multiobjectif avec front de Pareto. Les fonctions objectifs choisies sont les mêmes que pour la méthode Pareto à savoir la minimisation du coût de la recharge et du coup de vieillissement de la batterie.
 - Etape 2 : Durant cette étape, on exécute la programmation non linéaire afin de trouver le profil de puissance optimal qui minimise la somme pondérée des deux fonctions objectif. A chaque itération, l'algorithme minimise la somme pondérée en fixant les facteurs de poids (soit manuellement avec la méthode de pondération, soit automatiquement avec la méthode deux phases) et génère un point de Pareto. Plus le nombre d'itérations est grand, plus on aura de points Pareto.
 - Etape 3 : La dernière étape consiste en la visualisation de toutes les itérations.
-

Deux variantes de cette méthode sont détaillées dans cette section, partie 4 et ont été mises en œuvre dans le chapitre IV.

3. Approche Pareto avec l'algorithme NSGA-II

NSGA-II (*Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II*) est l'un des algorithmes d'optimisation multiobjectif les plus répandus, doté d'une approche de tri rapide non dominée (*ranking*) et une procédure d'estimation rapide de la distance de surpeuplement (*Crowding distance*). Deb et al. [130] ont testé plusieurs problèmes d'une étude précédente en utilisant NSGA-II, et il a été montré que cette technique était supérieure à l'approche PAES (*Pareto Archived Evolution Strategy*) et SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*) en termes de recherche d'un ensemble diversifié de solutions [148], [149]. Les étapes de l'algorithme NSGA-II passent par l'initialisation de la population, l'évaluation et le tri avec les notions de rang et de *crowding distance*, la sélection, la création d'une population enfant par mutation et croisement et finalement la combinaison de l'ancienne population avec la population enfant. Ces étapes sont détaillées dans l'Annexe B.

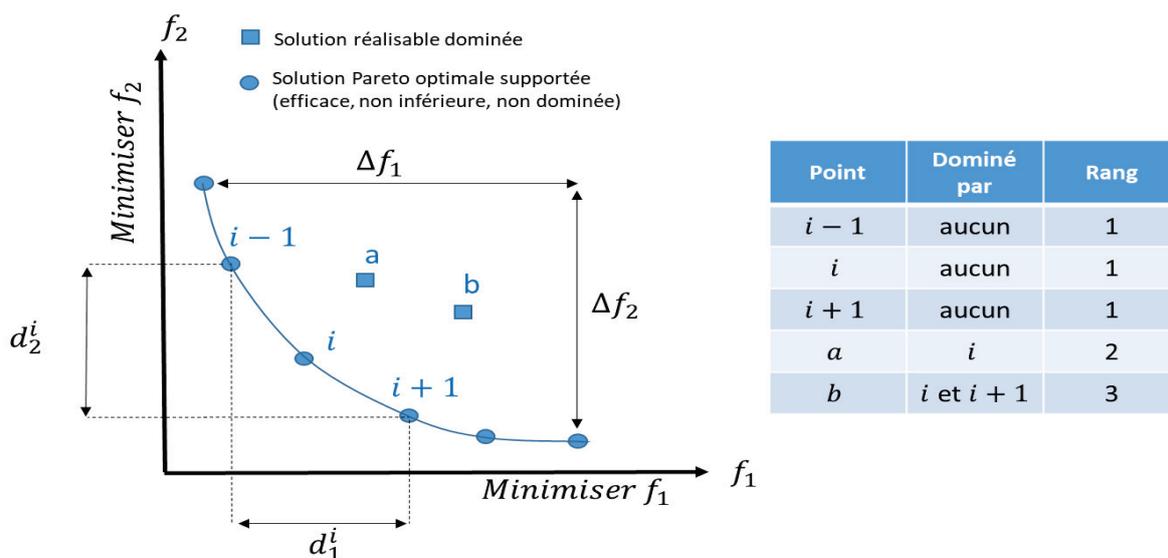


Figure III.9 – Notion de rang et crowding distance

Notion de « crowding distance » : la *crowding distance* est une mesure de la densité de population en fonction de la distance euclidienne normalisée des fonctions objectif et permet de comparer les solutions candidates qui se trouvent dans le même rang non dominé. Essentiellement, elle quantifie à quel point un individu est proche des autres qui sont dans le même front non dominé. La Figure III.9 montre comment la « crowding distance » est calculée pour une solution candidate i à un front de Pareto avec la formule suivante:

$$\Delta_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{n_0} \frac{d_j^i{}^2}{\Delta f_j^2}} \tag{III.5}$$

$\Delta f_j = f_j^{max} - f_j^{min}, j \in [1, n_0]$ et $d_j^i = f_j^{i+1} - f_j^{i-1}$. Puisque nous voulons obtenir un ensemble de solutions réparties le plus uniformément possible sur le front de Pareto, les points avec la plus grande *crowding distance* ont plus de chances d'être sélectionnés pour la reproduction de la génération suivante. En d'autres termes, la *crowding distance* aide à maintenir la diversité des solutions dans l'espace objectif [150].

Notion de rang : le premier rang est attribué aux individus qui ne sont pas dominés par d'autres individus de la même génération. Le deuxième rang est attribué aux individus qui ne sont dominés que par les individus classés au premier rang, mais pas par les autres. Ce processus est répété jusqu'à ce que tous les individus soient classés. Les candidats non dominés au premier rang constituent un front de Pareto trouvé jusqu'à présent à la génération actuelle. Ils servent de parents avec

d'excellents gènes pour créer de "bons" enfants pour la génération suivante. La Figure III.9 montre 3 différents rangs pour différents individus.

4. Approche non Pareto avec la méthode à base de transformation

Il existe plusieurs méthodes à base de transformation comme on a vu précédemment dans la section 1, partie 3.3.1, on va présenter les deux méthodes utilisées dans notre méthodologie.

4.1 Méthode d'agrégation par pondération

Cette méthode a été expliquée dans la section 1 de ce chapitre. Elle consiste à additionner tous les objectifs en affectant à chacun d'eux un coefficient de pondération. Afin de retrouver un front de Pareto, on fait varier les coefficients de pondération entre [0 et 1] en optimisant à chaque fois la nouvelle fonction objectif. Le nombre de variation du coefficient de pondération va dépendre du nombre de points que l'on souhaite retrouver sur le front de Pareto.

4.2 Méthode deux phases

Cette méthode a initialement été proposée par Ulungu et Teghem pour la résolution d'un problème d'affectation bi-objectif [115]. Cette méthode se décompose en deux phase :

La première phase consiste à obtenir l'ensemble des solutions Pareto supportées¹⁵. Dans un premier temps, le point idéal peut être trouvé en résolvant chaque objectif de manière optimale. Comme le montre la Figure III.10, les deux solutions extrêmes (S_1, S_2 solutions optimisant chacune un des deux objectifs) sont d'abord trouvées pour borner l'espace de solutions dans une zone triangulaire S_1ZS_2 . Puis, dans un second temps, la méthode recherche d'autres solutions supportées (S_3) entre les solutions extrêmes S_1 et S_2 à l'aide de pondérations entre les deux fonctions objectif en faisant varier λ_1 et λ_2 . La solution S_3 va permettre de borner encore une fois l'espace de solutions dans une zone triangulaire $S_1Z_1S_3$ et $S_2Z_2S_3$. Ces étapes sont répétées de manière itérative jusqu'à ce qu'on trouve un ensemble des solutions supportées.

¹⁵ Les solutions Pareto supportées sont les solutions qui se situent sur la fermeture convexe de la région admissible.

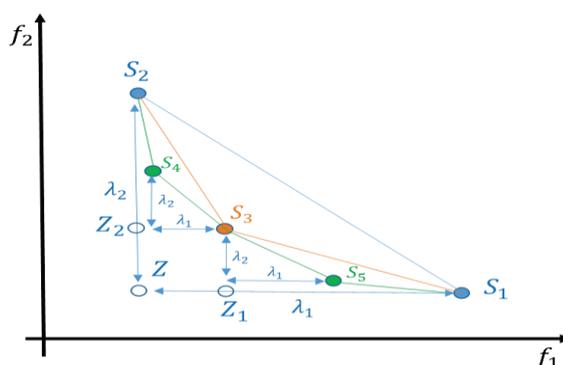


Figure III.10 – La méthode deux phases : première phase

La deuxième phase consiste à obtenir des solutions non supportées¹⁶ appartenant au front de Pareto. Les solutions supportées trouvées dans la première phase sont utilisées pour trouver les solutions Pareto non supportées restantes et qui se trouvent forcément dans les triangles rectangles basés sur deux solutions supportées consécutives (cf. Figure III.11). Le processus de recherche est exécuté entre chaque couple de solutions supportées. La même méthode de pondération utilisée dans la première phase est utilisée avec quelques ajustement au niveau de contraintes afin que la solution non supportée se trouve dans le triangle. La solution S_6 va permettre de borner encore une fois l'espace de solutions dans une zone a entre S_4 et S_6 et la zone b entre S_6 et S_3 . A chaque fois qu'une nouvelle solution est trouvée qui respecte les contraintes, un nouveau sous problème est créé et résolu. L'espace de solution entre deux solutions non supportées est une zone rectangulaire pour S_6 et S_7 . Ces étapes sont répétées de manière itérative jusqu'à ce qu'on trouve un ensemble des solutions non supportées.

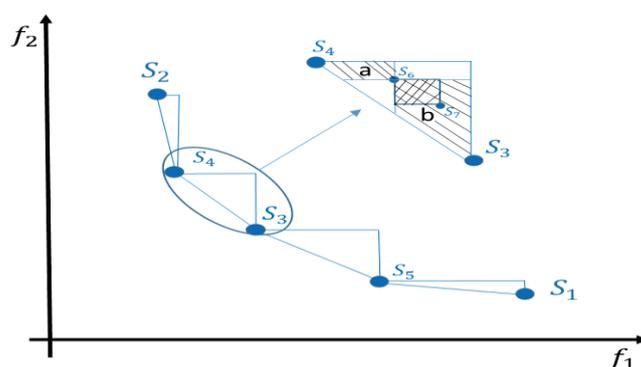


Figure III.11 – La méthode deux phases : deuxième phase

¹⁶ Les solutions Pareto non supportées sont les solutions qui ne sont pas sur la fermeture convexe, mais ne sont pas dominées pour autant.

5. Formulation du problème d'optimisation multiobjectif

5.1 Algorithmes de résolution

Dans notre problème d'optimisation multiobjectif, deux algorithmes de résolution ont été utilisés. Dans l'approche Pareto, nous avons utilisé l'algorithme génétique NSGA-II. Les différents paramètres sont présentés dans le Tableau III.1. Ces paramètres ont été testés et déterminés auparavant afin d'augmenter les performances de l'algorithme. Les différentes étapes et paramètres de l'algorithme NSGA-II sont détaillées dans l'Annexe B.

Tableau III.1 – Paramètres de l'optimisation multiobjectif NSGA-II

Paramètres	Valeurs
Taille de la population	50
Nombre de générations	20
Taux de mutation / croisement	10% / 90%
Opérateur de mutation	Boundary Mutation
Opérateur de croisement	Order based crossover
Critère d'arrêt	Nombre de générations

Dans l'approche non Pareto, nous avons utilisé la programmation non linéaire. Les différents paramètres sont présentés dans le Tableau III.2. Les différentes méthodes utilisées dans la programmation non linéaire sont détaillées dans l'Annexe C.

Tableau III.2 – Paramètres de l'optimisation par programmation non linéaire

Paramètres	Valeurs
Solver	Fmincon
Méthode	sqp
Max itérations	200 x dimension(x)
Critère d'arrêt	$ f(x_i) - f(x_{i+1}) < 1 \cdot e^{-4}$

5.2 Variable d'optimisation

Le problème d'optimisation fait référence à l'optimisation d'une fonction objectif de plusieurs variables. Dans ce travail, la variable d'optimisation est la même que dans la formulation mono-objectif et représente la puissance de charge P de la flotte de BE dans une matrice ($n \times m$) :

$$P = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & \dots & p_{1,m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{n,1} & p_{n,2} & \dots & \dots & p_{n,m} \end{pmatrix} = (p_{ij}) \mid \begin{cases} i = 1, 2, \dots, n \\ j = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

Où n est le nombre total de BE et m le nombre de plages horaires, $p_{i,j}$ est la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j .

5.3 Fonctions objectif

L'outil d'optimisation de la recharge de flotte de BE permet d'optimiser différents critères. L'objectif ici est de minimiser le coût journalier de la recharge des BE ainsi que le vieillissement de la batterie. Ce problème peut être formulé comme suit :

$$f_1 : \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j} \cdot \Delta t \cdot c_j \quad (\text{III.7})$$

$$f_2 : \min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \Delta Q_{L_{i,j}} \quad (\text{III.8})$$

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \alpha_1 (p_{i,j} \cdot \Delta t \cdot c_j) + \alpha_2 \Delta Q_{L_{i,j}} \quad (\text{III.9})$$

Le coût de charge est exprimé sous forme de fonction linéaire où $p_{i,j}$ désigne la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j (kW), Δt représente le pas de temps de 30 min (h), c_j représente le prix de l'électricité pendant la plage horaire j (€/kWh). Le coût de vieillissement de la batterie représente le coût de remplacement de la batterie réparti sur toute sa durée de vie. $\Delta Q_{L_{i,j}}$ est la variation de perte de capacité d'un BE i pendant une plage horaire j (p.u/ jour) que nous allons obtenir à partir de notre modèle complet de vieillissement (cf. section 3, équation (III.10)), α_1 et α_2 représentent les facteurs de pondération qui définissent la direction de la recherche dans le front de Pareto. Dans le cas d'une approche non Pareto, pour la méthode d'agrégation, on fait varier les coefficients afin de retrouver le front de Pareto. Pour la méthode deux phases, ces coefficients sont définis de manières graphiques (cf. partie 4.2). Pour l'approche Pareto avec NSGA-II, il n'y a pas de facteur de pondérations, les fonctions sont classées par notion de rang et de dominance.

La dernière section introduit une méthodologie de modélisation d'une loi complète de vieillissement qui permet de calibrer les modèles de vieillissement de différentes technologies et de prendre en compte différents mécanismes de vieillissement.

Section 3. Modélisation complète de vieillissement

1. Introduction

Dans cette dernière section, nous allons développer une méthodologie de modélisation complète de vieillissement. Cette méthodologie permet de développer des lois empiriques de vieillissement prenant en compte différents mécanismes de vieillissement (chaud/froid, calendaire/cyclage). En effet, le modèle obtenu va nous permettre de prendre en compte les différents mécanismes de vieillissement notamment dans des scénarios été/hiver ainsi que dans des scénarios de repos ou de cyclage de la batterie.

2. Modélisation complète de vieillissement

Le vieillissement calendaire a été modélisé dans le chapitre II, section 3. Nous nous proposons ici, de rajouter la prise en compte du vieillissement en cyclage (cf. Figure III.12).

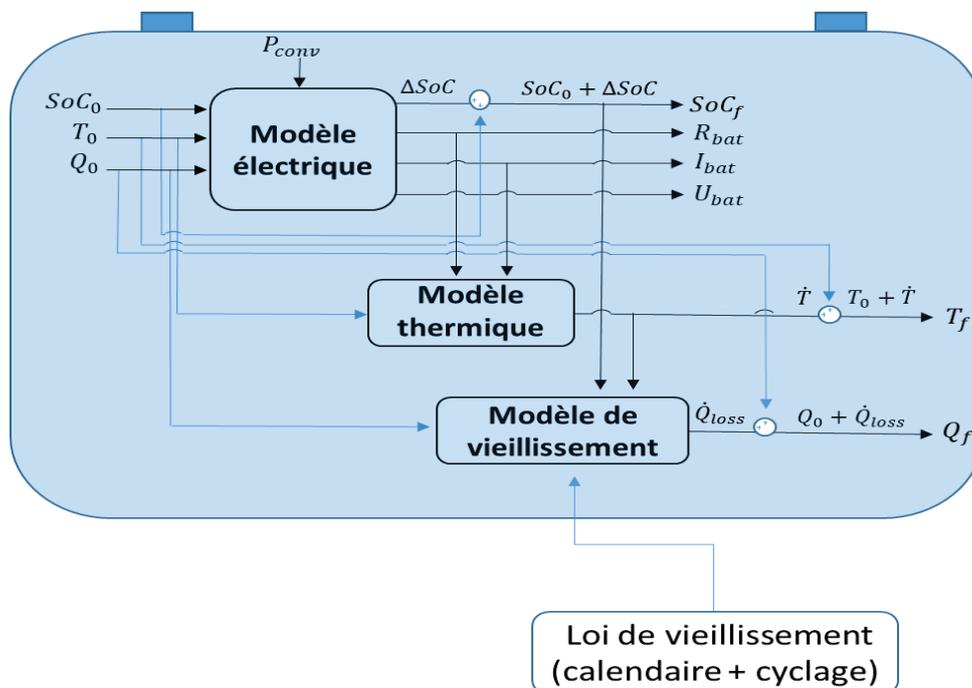


Figure III.12 – Modèle électrothermique et de vieillissement complet

2.1 Modèle de vieillissement de référence

Deux modèles de vieillissement ont été utilisés dans notre outil d'optimisation. Un modèle qui ne prend en compte que le vieillissement calendaire et qui a été présenté dans le Chapitre II et un modèle qui prend en compte l'effet du vieillissement calendaire et du cyclage. Ce deuxième modèle plus complet va être présenté et détaillé dans cette partie.

Concernant les lois du vieillissement en cyclage, Wang [21] a proposé un modèle semi-empirique basé sur la loi d'Arrhenius (cf. équation (III.10)) pour décrire les variations de pertes de capacité pour des batteries de type LFP à différent taux de courant et températures ambiantes :

$$Q_L = A \times \exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{R \times T_{bat}}\right) \times Ah^z \quad (\text{III.10})$$

où Q_L est la perte de capacité de la batterie (p.u), A est le facteur pré- exponentiel (p.u.Ah^{-z}), E_a est l'énergie d'activation (J mol⁻¹), R est la constante des gaz (J mol⁻¹ K⁻¹), I est le courant de charge de la batterie exprimé en (C_{rate} = p.u.heure⁻¹), T_{bat} est la température de la batterie (K), C est le coefficient d'influence du courant exprimé en (heure.p.u⁻¹). La perte de capacité dépend des ampères-heures cyclés (Ah) d'une manière non linéaire avec un exposant z généralement compris entre 0 et 1 (cf. équation (III.10)). L'inconvénient de cette loi est qu'elle ne permet pas de décrire avec précision la dégradation de la batterie à des températures inférieures à zéro [151]. À partir de l'équation (III.10), Song [152] a proposé une loi modifiée (cf. équation (III.11)) pour prédire la perte de capacité de la batterie LFP. Du fait qu'il existe deux mécanismes de vieillissement différents pour les basses et hautes températures, la fonction valeur absolue a été introduite dans l'équation (III.11) ($|T_b - T_{bat}| + T_C$) afin de prendre en compte l'inversion de la tendance du vieillissement avec la température.

$$Q_L = A \times \exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{R \times (|T_b - T_{bat}| + T_C)}\right) \times Ah^z \quad (\text{III.11})$$

où T_b est la température de référence où la batterie est supposée fonctionner le plus efficacement ($T_b = 285,75 \text{ K}$) et T_C est la température de compensation ($T_C = 265 \text{ K}$). Pour des températures plus hautes que T_b cette équation se comporte comme une loi d'Arrhenius (croissance de SEI), et pour des températures inférieures à cette limite, la tendance s'inverse : plus il fait froid plus vite la batterie se dégrade (déposition de lithium, *lithium plating*). Les paramètres ont été calibrés en menant des expérimentations de vieillissement d'une batterie de type LFP entre 5 et 45°C avec un courant de charge de 0.3C et décharge à 1.5C. Afin d'avoir une expression différentielle de cette loi pour

des raisons de simulations, Song a proposé le modèle de dégradation dynamique en dérivant l'équation (III.11) :

$$\frac{dQ_L}{dAh} = z \times A \times \exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{R \times (|285.75 - T| + 265)}\right) \times Ah^{z-1} \quad (\text{III.12})$$

Pour utiliser ce modèle en dynamique, Song a fait une hypothèse selon la théorie des dommages cumulatifs [153]. En effet, selon cette théorie, les dommages cumulés pour un cycle ou un intervalle de fonctionnement se cumulerait avec les dommages des précédents cycles ou intervalles de fonctionnement. De ce fait, la variation de perte de capacité actuelle dQ_L se cumulerait avec la perte de capacité antérieure Q_L . Song [152] a exprimé Ah en fonction de Q_L afin de réaliser le changement de variable : L'équation (III.10) peut être transformée de la manière suivante :

$$Ah = A^{-\frac{1}{z}} \times \exp\left(\frac{E_a - C \times I}{z \cdot R \cdot T}\right) \times Q_L^{\frac{1}{z}} \quad (\text{III.13})$$

En combinant l'équation (III.12) et (III.13), on retrouve :

$$\frac{dQ_L}{dAh} = \underbrace{z \times A^{\frac{1}{z}}}_{A_r} \times \exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{z \times R \times (|285.75 - T| + 265)}\right) \times Q_L^{\frac{z-1}{z}} \quad (\text{III.14})$$

Le résultat de la vérification du modèle de perte de capacité a été présenté dans [154] et montre que la précision du modèle proposé est satisfaisante pour des taux de courant de charge de 0.3C et 1.5C et des températures de 5°C et 45°C. De ce fait, ce modèle peut être considéré comme approprié pour calculer la perte de capacité en cyclage sur une assez large plage de températures même si les essais n'intègrent pas des températures négatives. Les valeurs des paramètres identifiés sont présentées dans le Tableau III.3.

Tableau III.3 – Paramètres de la loi de vieillissement empirique

Paramètres	Valeurs
A_r Coefficient pré-exponentiel (p. u) $^{\frac{1}{z}} \cdot Ah^{-1}$	0,0604
z Coefficient de temps (<i>sans unité</i>)	0,849
E_a Energie d'activation (J · mol $^{-1}$)	15162
C Coefficient d'influence du courant (heure · p. u $^{-1}$)	1516
R Constante des gaz parfait (J · mol $^{-1}$ · K $^{-1}$)	8,314

2.2 Méthodologie de modélisation d'une loi de vieillissement complète avec la loi d'Eyring

Dans cette partie, nous allons présenter la méthodologie adaptée afin de développer un modèle de vieillissement complet basée sur une loi d'Eyring. Ce modèle prendra en compte le cumul de deux mécanismes de vieillissement (à froid et à chaud) d'une manière indépendante et non englobés à l'intérieur d'une valeur absolue. Ce modèle intégrera aussi l'influence du paramètre de SoC et aussi le vieillissement calendaire. Le modèle repose sur l'hypothèse de superposition des mécanismes de vieillissement et chaque mécanisme est formulé comme une fonction d'Eyring.

Etape 1 : Formulation du modèle

Par exemple, pour deux mécanismes de vieillissement on peut proposer les équations (III.15) et (III.16):

$$\frac{dQ_{L1}}{dt} = A_1 \times \exp\left(\frac{-E_{a1}}{kT} + B_1 \times S_b + C_1 \times S_c + \dots\right) \quad (\text{III.15})$$

$$\frac{dQ_{L2}}{dt} = A_2 \times \exp\left(\frac{-E_{a2}}{kT} + B_2 \times S_b + C_2 \times S_c + \dots\right) \quad (\text{III.16})$$

La perte de capacité due à chaque mécanisme ($\frac{dQ_{Li}}{dt}$) dépend des facteurs de stress (T, S_b, S_c) et de la valeur des paramètres $A_i, E_{ai}, B_i, C_i \dots$ pour $i = 1, 2$. Par exemple, pour le vieillissement calendaire, les facteurs de stress peuvent être T et SoC ($S_b = SoC$), comme proposée dans [155]. Pour le vieillissement en cyclage, en plus de T et SoC , un facteur de stress sera le courant ($S_b = SoC, S_c = I$). Comme on verra dans cette section, la formulation d'Eyring présente l'avantage de sa modularité : des facteurs de stress peuvent être ajoutés à une loi existante au fur et à mesure que l'on dispose de données supplémentaires.

Selon l'hypothèse de superposition, la perte de capacité totale peut être exprimée comme l'addition des pertes dues à chaque mécanisme :

$$\begin{aligned}
\frac{dQ_L}{dt} &= \frac{dQ_{L1}}{dt} + \frac{dQ_{L2}}{dt} \\
&= A_1 \times \exp\left(\frac{-E_{a1}}{kT} + B_1 \times S_b + C_1 \times S_c + \dots\right) + A_2 \\
&\quad \times \exp\left(\frac{-E_{a2}}{kT} + B_2 \times S_b + C_2 \times S_c + \dots\right)
\end{aligned} \tag{III.17}$$

Pour le type d'application de recharge de véhicule à batterie LFP à des courants faibles et une large plage de température, notre méthodologie va servir à calibrer le modèle de vieillissement complet (III.17) par rapport au modèle de vieillissement de référence présenté dans la partie précédente (III.14).

Étape 2 : Procédure générique pour modifier un facteur de vieillissement : Vitesse de dégradation et accélération du vieillissement en fonction du temps

Au fur et mesure de la formation et de la croissance de la SEI¹⁷, son épaisseur augmente, ce qui modifie la surface d'échange et les concentrations en surface. Broussely [156] montre que la vitesse de formation de la SEI est inversement proportionnelle à son épaisseur. La résolution de cette équation conduit à une évolution de type quadratique. Ensuite, Spotnitz [157] a proposé un modèle qui tient compte, en plus de la formation de la SEI, de sa destruction partielle, qui aboutit également à un modèle d'évolution temporelle du type $a\sqrt{t} + bt$. L'équation (III.18) représente ces phénomènes :

$$\frac{dx}{dt} = \frac{k\chi s}{e_0\left(1 + \frac{N}{e_0} \cdot x\right)} \tag{III.18}$$

Où x est le nombre de moles de lithium consommées lors de la réaction chimique d'oxydo-réduction de la batterie et qui est proportionnel à Q_L , k est la constante de réaction, χ est la conductivité de la SEI, e_0 est l'épaisseur initiale de la SEI, N est une constante, s est la section d'interface.

De ce fait, nous allons nous inspirer de l'équation (III.18) pour construire un modèle en $g(Q_L)$ qui sera inversement proportionnel à la perte de capacité :

¹⁷ La SEI (Solid Electrolyte Interface) est une couche de passivation présente à l'interface de l'électrode négative et l'électrolyte

$$\frac{dQ_L}{dt} = A' \times \frac{1}{\underbrace{(1 + b \cdot Q_L^c)}_{g(Q_L)}} \quad (\text{III.19})$$

Où Q_L est équivalent à l'épaisseur de la SEI x de l'équation (III.18). En utilisant les propriétés de modularité de la loi d'Eyring, nous pouvons calibrer notre modèle par rapport au modèle de référence (III.14) en s'appuyant sur l'hypothèse d'absence de dépendance entre le facteur de stress Q_L et les autres facteurs de stress. Dans ces conditions, la constante A' de l'équation (III.19) correspond à la valeur de la loi d'Eyring ($A \times f(T, SoC, I)$) à des valeurs de référence (T_0, SoC_0, I_0). Afin de calibrer l'équation (III.19) avec la loi de référence (III.14), qui est rappelée ci-dessous, il est préférable d'exprimer directement la variation de perte de capacité en fonction du temps dans la loi (III.14).

Un changement de variable est nécessaire afin de passer des ampères heures au courant.

$$dAh = I \cdot dt \quad (\text{III.20})$$

En combinant l'équation (III.14) et (III.20) on obtient :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_r \times \underbrace{\exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{z \times R \times (|285.75 - T| + 265)}\right)}_{f(T,I)} \times I \times Q_L^{\frac{z-1}{z}} \quad (\text{III.21})$$

Pour une température et un régime de courant donnés, le terme $A_r \times f(T, I)$ est constant, l'équation (III.21) devient :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_r \times f(T, I) \times Q_L^{\frac{z-1}{z}} \quad (\text{III.22})$$

Nous avons identifié les paramètres A' , b et c de l'équation (III.19) (rappelée ci-dessous) grâce à une fonction easyfit sur l'outil Matlab [158].

Enfin, le modèle de référence (III.14) peut être transformé pour prendre en compte le vieillissement en utilisant (III.19) et (III.21) :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_1 \times \underbrace{\exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{z \times R \times (|285.75 - T| + 265)}\right)}_{f(T,I)} \times I \times \underbrace{\left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right)}_{g(Q_L)} \quad (\text{III.23})$$

La Figure III.13 représente la vérification de la variation de perte de capacité dQ_L en fonction de la perte de capacité Q_L . Un courant de $C/6$ a été appliqué avec un pas de temps de 30 min et une température fixée à 12°C pour faire plusieurs cycles de charge. Notre modèle (III.23) (courbe en bleu) suit bien la tendance de la loi de référence (III.14) (rouge) et valide notre modèle $\frac{dQ_L}{dt} = A_1 \times f(T, I) \times g(Q_L)$ qui est inversement proportionnel à la perte de capacité.

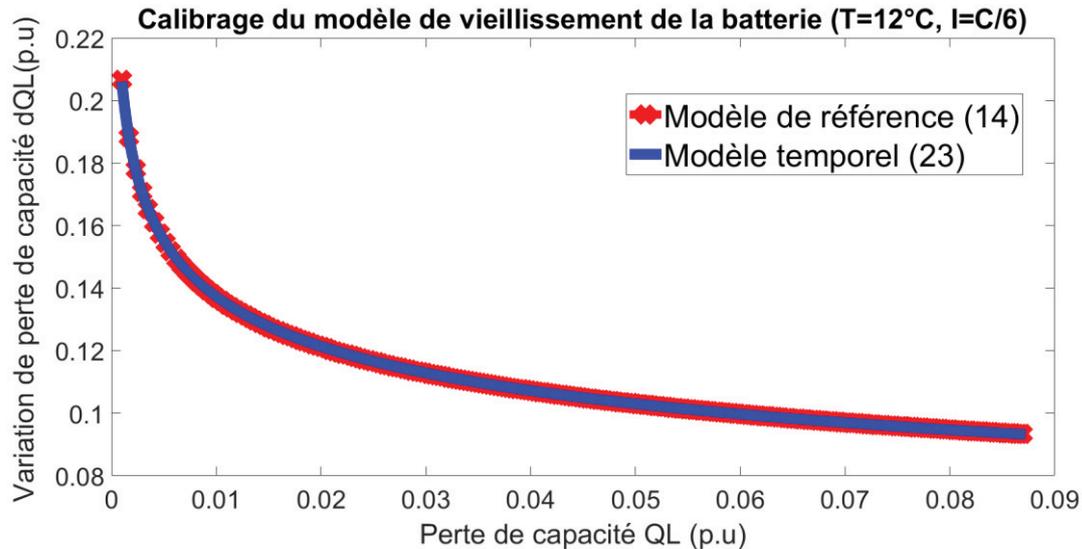


Figure III.13 – Comparaison de la loi (23) et (14)

Les valeurs des paramètres identifiés sont présentées dans l'Annexe D.

Etape 3 : Procédure pour rajouter un facteur de vieillissement : SoC

Comme on peut remarquer dans l'équation (III.14) du modèle de référence, l'état de charge n'est pas inclus comme facteur de stress. Ce modèle, comme beaucoup d'autres modèles de cyclage se concentre sur le vieillissement de la batterie soumise à des cycles (entiers) de charge et décharge à un régime donné.

Cependant, dans un modèle de vieillissement considérant des recharges lentes pour un VE, les régimes de courant sont faibles, les impulsions sont de longue durée et l'excursion de SoC est importante. Dans ce cas, le SoC est un facteur de stress (grandeur qui impacte la durée de vie) qui doit être considéré.

Pour une température, un régime de courant et une perte de capacité donnés (T_0, I_0, Q_{L0}), le terme $f(T, I) \times g(Q_L)$ est constant (égal à A_1) et l'équation (III.23) devient :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_1 \quad (III.24)$$

Nous allons calibrer (III.24) pour une température, un régime de courant et une perte de capacité donnés avec un terme $h(\text{SoC}) = \exp(B \cdot \text{SoC})$:

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_1' \cdot \frac{\exp(B \cdot \text{SoC})}{h(\text{SoC})} \quad (III.25)$$

Nous avons identifié le paramètre A_1' en calculant le vieillissement produit par un cycle complet de charge/décharge du modèle de référence (III.14). Le paramètre B a été fixé à partir des résultats de l'article de Redondo-Iglesias et al. [111].

Enfin, nous reconstituons notre modèle pour toute valeur de T, I , et Q_L en intégrant (III.25) dans (III.23) :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_1' \times \frac{\exp(B \cdot \text{SoC})}{h(\text{SoC})} \times \underbrace{\exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{z \times R \times (|285.75 - T| + 265)}\right)}_{f(T, I)} \times I \times \underbrace{\left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right)}_{g(Q_L)} \quad (III.26)$$

La Figure III.14 simule la capacité actuelle Q en fonction des ampères-heures cyclés Ah , un courant de $C/6$ a été appliqué avec un pas de temps de 30 min et une température fixe à 12°C pour faire un cycle complet de charge/décharge. La simulation de la capacité actuelle en fonction des Ah cyclés montre que la loi (III.26) (bleue) prend bien en compte la variation du SoC contrairement à la loi (III.14). Les valeurs des paramètres identifiés sont présentées dans l'Annexe D.

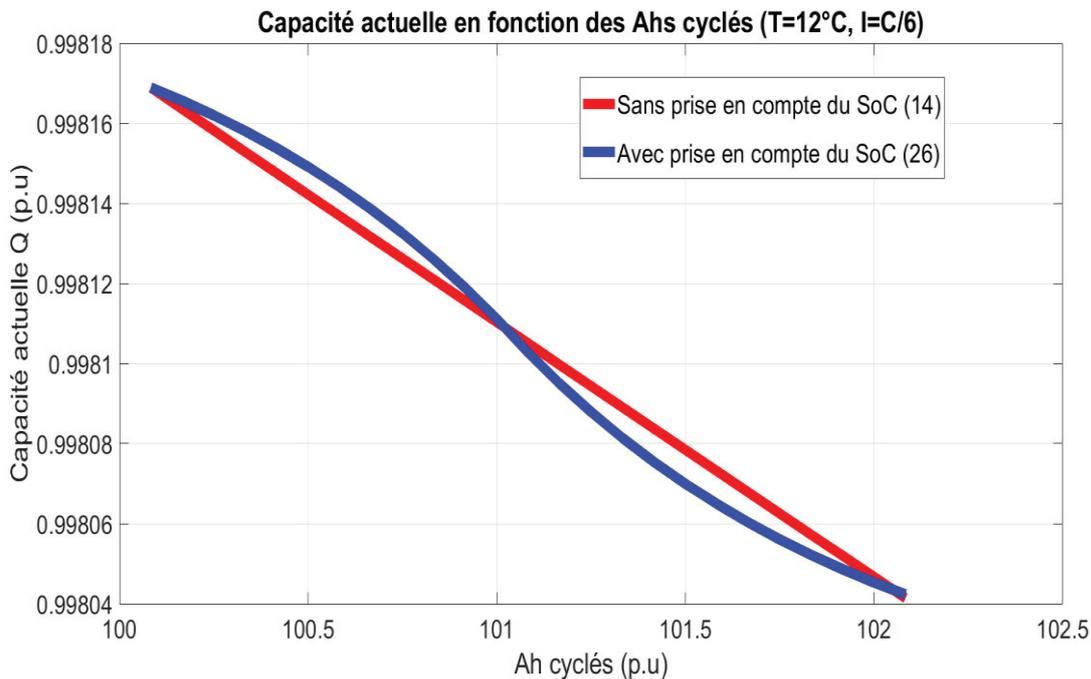


Figure III.14 – Comparaison de la loi (26) et (14) lors d'un cycle charge/décharge, condition initiale : Ah cyclés = 100 p.u.

Les valeurs des paramètres identifiés sont présentées dans l'Annexe D.

Etape 4 : Séparation du vieillissement chaud et froid (multiples mécanismes de vieillissement)

Les effets de températures comprises entre -20°C et $+70^{\circ}\text{C}$ sur la perte de capacité des batteries lithium-ion cyclées ont été étudiés quantitativement dans [151]. La différence entre les deux plages de température est reportée sur la Figure III.15, où deux lignes droites avec des pentes différentes peuvent être tracées pour les deux plages de température. Puisqu'une modification de la pente dans un graphique d'Arrhenius est associée à un changement de mécanisme [159], l'étude [160] a pu conclure à ce stade qu'il existe deux mécanismes de vieillissement différents pour des températures inférieures et supérieures à 25°C . En particulier, la pente pour la plage de température élevée est négative et correspond à une énergie d'activation positive. Ceci est cohérent avec la plage de valeurs pour les énergies d'activation obtenues par Liaw et al. qui se situent dans une plage de 0,33 et 0,57 eV [160].

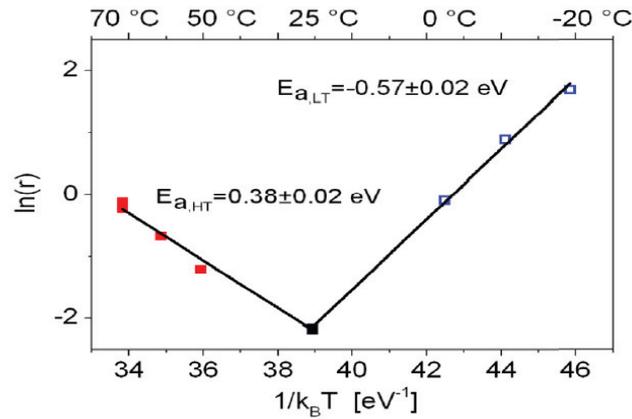


Figure III.15 – Loi d'Arrhenius pour le vieillissement de 18650 cellules cyclées à 1 C dans une plage de températures entre -20 et +70 C [151]

De ce fait, la séparation du vieillissement à basse et haute température est nécessaire, d'autant plus que le terme en valeur absolue dans l'équation (III.14) provenant de l'approche empirique de Song cause des problèmes de discontinuité pour les algorithmes d'optimisation. Pour un régime de courant, une valeur de SoC et une perte de capacité donnés, les termes dépendants de ces facteurs de stress sont regroupés dans une constante (A'') et l'équation (III.26) devient :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A'' \times \exp\left(\frac{-E_a + C \times I}{R \times (|285.75 - T| + 265)}\right) \quad (\text{III.27})$$

À partir de l'équation (III.17), ce terme a été décomposé en deux termes (deux mécanismes exprimés chacun par une loi d'Eyring) afin de représenter la partie chaude et froide que nous allons calibrer.

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_c \times \exp\left(\frac{-E_{a,c}}{R \times T}\right) + A_f \times \exp\left(\frac{E_{a,f}}{R \times (T - T_r)}\right) \quad (\text{III.28})$$

L'équation (III.28) a été calibrée avec l'équation (III.27) afin d'identifier les paramètres de la partie chaude A_c , $E_{a,c}$, C_c ainsi que les paramètres de la partie froide A_f , $E_{a,f}$, C_f et T_r . D'après la loi de référence (III.14), il existe une symétrie entre la partie vieillissement chaud et la partie vieillissement froid qui intervient à une température de 285,15 K. De ce fait, dans la loi (III.28), le paramètre T_r a été choisi de manière à respecter cette symétrie et les paramètres de vieillissement chaud sont égaux à ceux du vieillissement froid. La calibration des paramètres de (III.28) a été faite avec les fonctions `fmincon` et `easyfit` de Matlab d'obtenir le résultat le plus proche possible à celui obtenu avec (III.14).

Ensuite, la loi (III.28) est intégrée à l'équation (III.26) :

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_1' \times \frac{\exp(B \cdot \text{SoC})}{h(\text{SoC})} \times \left[\underbrace{A_c \times \exp\left(\frac{-E_{a,c} + C_c \times I}{R \times T}\right)}_{\text{Vieillessement chaud}} + \underbrace{A_f \times \exp\left(\frac{E_{a,f} - C_f \times I}{R \times (T - T_r)}\right)}_{\text{Vieillessement froid}} \right] \times I \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right) \quad (\text{III.29})$$

La Figure III.16 montre la variation de la perte de capacité dQ_L/dt sur une plage de température allant de -20°C jusqu'à 40°C. Un courant de C/6 a été appliqué avec un SoC de 50% et une perte de capacité initiale de 1% sur une période de 30 min. La simulation de la loi (III.29) (bleue) représente la somme de la simulation de la partie chaude et la partie froide. L'utilisation de la valeur absolue dans la loi de référence (III.14) (rouge) explique l'écart avec la simulation basée sur l'équation (III.29) (bleue).

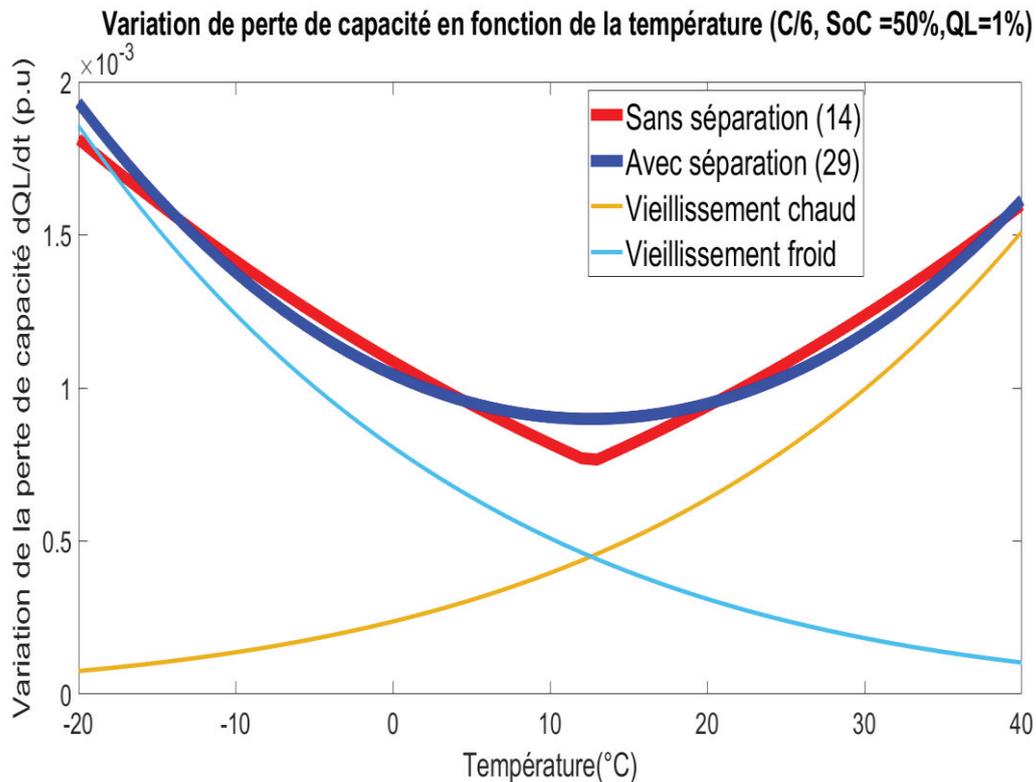


Figure III.16 – Comparaison de la loi (29) et (14)

Les valeurs des paramètres identifiés sont présentées dans l'Annexe D.

Etape 5 : Procédure pour rajouter un mécanisme de vieillissement : Vieillissement calendaire

La dernière étape consiste à rajouter un modèle de vieillissement calendaire afin d'avoir un modèle complet. Notre modèle de vieillissement complet se base sur trois hypothèses. La première est que le vieillissement peut être séparé en deux mécanismes indépendants (chaud et froid). La deuxième est que le mécanisme à températures froides est induit par le courant et ne se manifeste que lors d'une charge ou décharge de la batterie. Ce mécanisme suit une tendance d'Arrhenius inversé (c.-à-d. avec une énergie d'activation négative). La dernière hypothèse est que le mécanisme à températures chaudes peut être assimilé au vieillissement calendaire et de ce fait il est présent en permanence, que la batterie soit utilisée ou pas. Dans ces conditions, une simulation de la perte de capacité de la loi calendaire (III.30) utilisée dans le chapitre II, section 3 [111] et la loi de cyclage à chaud (III.31) issue de l'équation (III.29) sur une plage de température allant de -20°C jusqu'à 40°C a permis de calibrer la partie calendaire sur une loi de cyclage à chaud fixée à $I_0 = C/12$ (courant faible). Nous allons considérer que tout cyclage réalisé à un courant inférieur à I_0 est assimilable à un vieillissement calendaire.

$$\frac{dQ_L}{dt} = A \cdot \exp\left(-\frac{E_a}{k \cdot T} + B' \cdot Q_a\right) \quad (\text{III.30})$$

$$\frac{dQ_L}{dt} = A_1' \times \underbrace{\exp(B \cdot \text{SoC})}_{h(\text{SoC})} \times \left[\underbrace{A_{cat} \times \exp\left(\frac{-E_{a,cat} + C_{cat} \times I_0}{R \times T}\right)}_{\text{vieillissement chaud}} \right] \times I_0 \times \underbrace{\left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right)}_{g(Q_L)} \quad (\text{III.31})$$

Les valeurs de la loi calendaire de référence (III.30) ainsi que les paramètres identifiés de la loi (III.31) sont présentées dans l'Annexe D.

La Figure III.17 montre la variation de la perte de capacité dQ_L/dt sur une plage de température allant de -20°C jusqu'à 40°C . Un courant de $C/6$ a été appliqué avec un SoC de 50% et une perte de capacité initiale de 1% sur une période de 30 min.

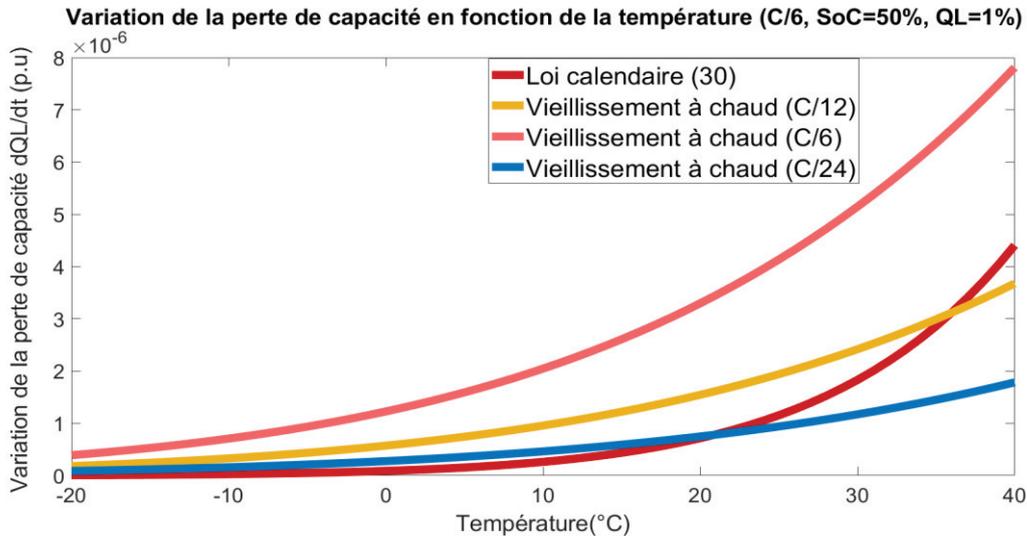


Figure III.17 – Comparaison de la loi (30) et (31)

Comme on peut le remarquer sur la Figure III.17, le vieillissement à chaud à C/6 est le double du vieillissement chaud à C/12. D'autre part, nous avons fixé le seuil $I_0 = C/12$ comme seuil à partir duquel le vieillissement à chaud est exclusivement calendaire. De ce fait, la décomposition du vieillissement à chaud en cyclage chaud + calendaire a été fixé de telle manière qu'à $I = C/6$ la moitié du vieillissement à chaud soit imputable à du vieillissement calendaire et l'autre moitié à du cyclage. Ce choix a été fait en absence de données d'une manière arbitraire mais pourrait être adapté en fonction de résultats issus d'expérimentations.

À partir de l'équation (III.29), en séparant la partie « vieillissement à chaud » en vieillissement calendaire et vieillissement en cyclage nous obtenons :

$$\begin{aligned}
 \frac{dQ_L}{dt} = & \underbrace{A2_{cal} \cdot \exp(B \cdot SoC) \times \exp\left(\frac{-E_{a,cal} + C_{cal} \times I_0}{R \times T}\right)}_{\text{Calendaire}} \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right) \\
 & + \underbrace{A2_c \cdot \exp(B \cdot SoC) \times \exp\left(\frac{-E_{a,c} + C_c \times I}{R \times T}\right)}_{\text{Chaud}} \times I \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right) \\
 & + \underbrace{A2_f \cdot \exp(B \cdot SoC) \times \exp\left(\frac{-E_{a,f} + C_f \times I}{R \times (T - T_r)}\right)}_{\text{Froid}} \times I \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right)
 \end{aligned} \tag{III.32}$$

Avec $A_{2,cal} = A_1' \cdot A_{cal} \times I_0$ | $A_{2,c} = \frac{A_1' \cdot A_c}{2}$ | $A_{2,f} = A_1' \cdot A_f$. Les valeurs des paramètres identifiés sont présentées dans l'Annexe D.

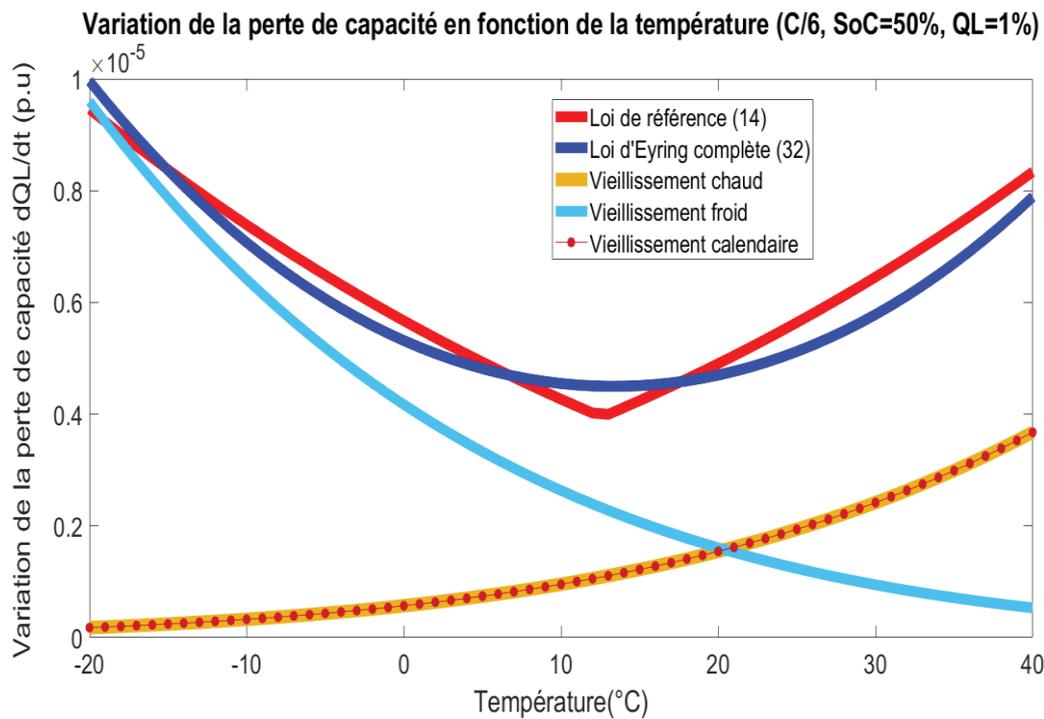


Figure III.18 – Comparaison de la loi (32) et (14)

La Figure III.18 présente la variation de perte de capacité dQ_L/dt en fonction de la température. Un courant de C/6 a été appliqué avec un SoC de 50% et une perte de capacité initiale de 1% sur un seul créneau de 30 min. La courbe simulation (bleue) représente le modèle complet de vieillissement (III.32). C'est la somme de la partie calendaire qui a été fixée à un courant de $I_0 = C/12$ et la partie du cyclage à chaud à un courant $I = C/2$ et la partie du cyclage à froid. Le courant de la partie cyclage a été divisé par 2 du fait qu'il y a une partie calendaire qui vient se rajouter tout au long de la recharge. De ce fait, la partie de vieillissement à chaud (cyclage à chaud + vieillissement calendaire) ne sera pas surestimé à C/6. Par contre quand le courant sera supérieur à C/6 on viendra légèrement sous-estimer le vieillissement à chaud alors que quand le courant sera inférieur à C/6 on viendra légèrement le surestimer.

Etape 6 : Vérification de notre modèle à différents SoC, températures et courants

Du fait que toutes les calibrations ont été faites soit à un courant donné ($I=C/6$), une température donnée ($T=12^\circ\text{C}$) ou un SoC donné (SoC=50%) et pour une perte de capacité initiale fixée à 1%, nous allons vérifier notre loi d'Eyring complète de vieillissement calendaire et en cyclage (III.32) par rapport à la loi de référence (III.14) pour différents SoC, courants et températures. La Figure III.19 représente la simulation de la capacité actuelle Q en fonction des ampères-heures cyclés. Différents courants et plusieurs températures ont été appliqués. On voit bien sur la Figure III.19

qu'à température froide (-20°C) la loi d'Eyring complète (III.32) est bien calibré et proche de la loi de référence (III.14) du fait que le vieillissement chaud (cyclage à chaud + vieillissement calendaire) est négligeable (cf. Figure III.19). Quand la température augmente le calendaire devient de plus en plus important, le calibrage reste efficace à C/6, quand le courant augmente ou diminue on viendra soit sous-estimer ou surestimer le vieillissement à chaud. Cela est normal, parce que la loi d'origine utilisant la fonction valeur absolue au dénominateur du terme température d'Arrhenius (III.14) ne peut pas être ajustée avec précision à la somme de plusieurs fonctions de type Arrhenius (III.32).

Finalement, nous pouvons aussi remarquer que la loi proposée dans cette thèse présente plusieurs avantages par rapport à la loi dite « de référence ». Le premier est la continuité et la dérivabilité de la fonction dans tout le domaine d'utilisation. Le deuxième est son adaptabilité : notre modèle pourra être adapté à différentes technologies de batteries selon leur sensibilité aux basses/hautes températures, au cyclage à froid ou à chaud.

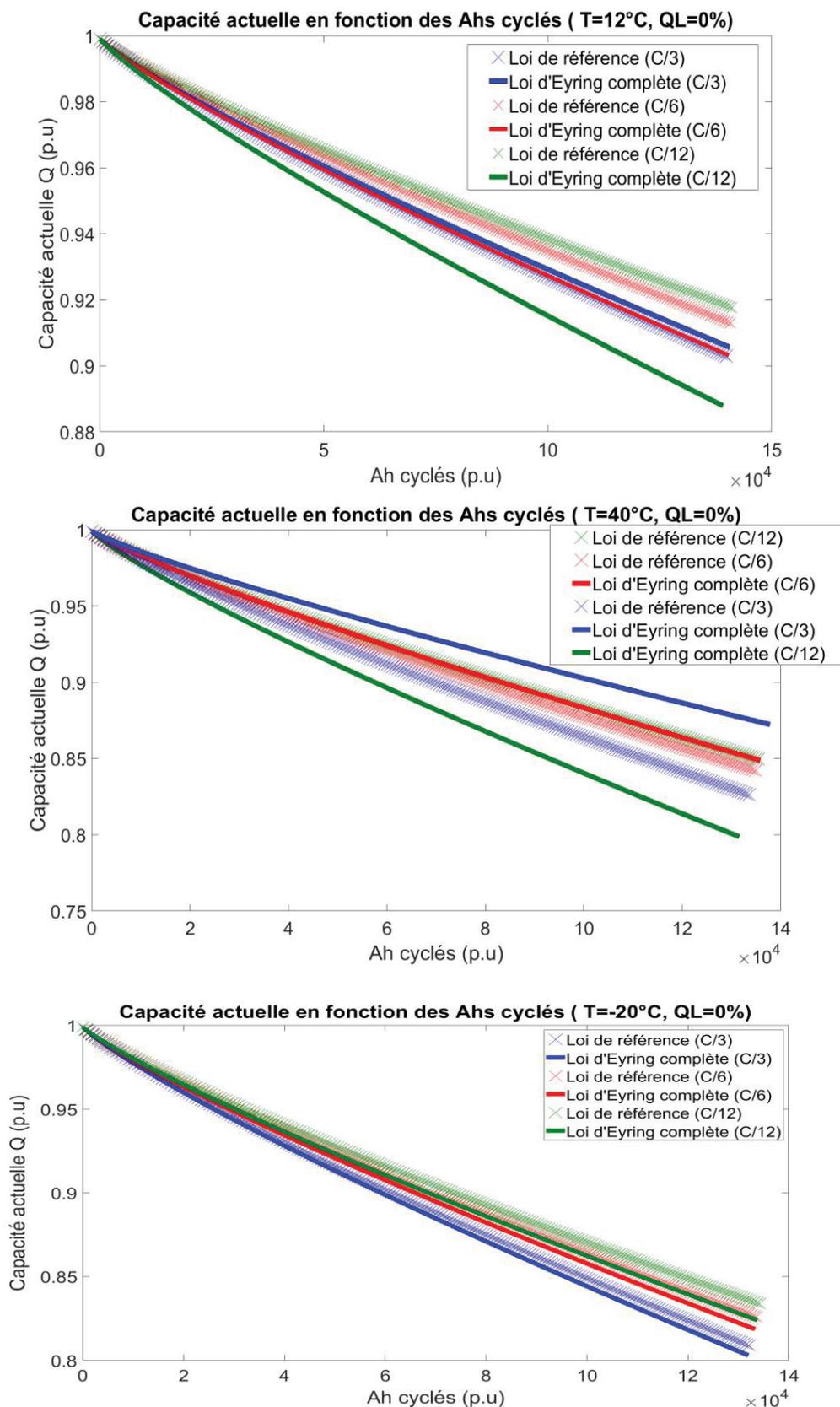


Figure III.19 – Comparaison de la loi d'Eyring complète de vieillissement calendaire et en cyclage (32) et la loi de référence (14)

Conclusion du chapitre III

La première section du chapitre a présenté une classification des problèmes ainsi que les différentes méthodes de l'optimisation multiobjectif. Différentes approches utilisées dans l'optimisation multiobjectif ont été étudiées. L'état de l'art dans la gestion de flottes de BEs présente différentes méthodes et algorithmes de résolution des problèmes d'optimisation dans la gestion de flottes de véhicules et de BEs. L'approche Pareto reste la méthode la plus utilisée dans la littérature dans la gestion de flottes de BEs à grande échelle mais nécessite une comparaison avec les autres approches pour tester son efficacité.

La deuxième section a introduit une approche méthodologique, qui peut être utilisée pour identifier une stratégie de recharge intelligente pour l'optimisation multiobjectif d'une flotte de BEs dans les transports urbains. La méthodologie d'optimisation utilise deux approches différentes de résolution de problèmes multiobjectif. Cela va permettre de comparer les résultats trouvés dans le chapitre IV et de voir quelle approche est la plus efficace aussi bien sur l'aspect qualité des solutions que sur le temps de calcul nécessaire. La formulation du problème d'optimisation multiobjectif a été présentée.

La dernière section présente la méthodologie de modélisation d'une loi d'Eyring complète de vieillissement calendaire et en cyclage (32). Un modèle « multi-mécanisme de vieillissement » basée sur la loi d'Eyring a été développé et calibré pour qu'il donne une réponse similaire à celle du modèle de référence (14) pour des batteries de type LFP. La particularité du modèle est qu'il dépend de comment la batterie a vieilli auparavant et intègre le vieillissement calendaire ainsi que le vieillissement en cyclage. Ce modèle prend aussi en compte l'effet de l'état de charge ainsi qu'une différenciation entre le vieillissement à haute et basse température. Ce modèle peut s'adapter à d'autres technologies de batteries à partir de données expérimentales en suivant une méthodologie d'identification paramétrique comme celle que nous avons présentée dans ce chapitre.

CHAPITRE IV

IV. STRATÉGIE DE RECHARGE INTELLIGENTE D'UNE FLOTTE DE BUS ÉLECTRIQUES : APPLICATION DE LA MÉTHODOLOGIE DÉVELOPÉE

Résumé

Le chapitre IV est consacré à l'application de stratégies de recharge intelligentes à une flotte de BEs. La section 1 du chapitre IV présentera une étude de cas d'un dépôt de BEs. L'architecture de l'infrastructure de recharge ainsi que son fonctionnement seront détaillées. Dans la section 2, nous présenterons les résultats de l'optimisation mono-objectif avec plusieurs scénarios d'exploitation et différents objectifs. Dans la section 3, nous verrons les résultats de l'optimisation multiobjectif. Une approche technico-économique sera par la suite introduite afin de comparer les stratégies de recharge intelligentes avec des méthodes de références. Dans la dernière section, nous présenterons une analyse de sensibilité afin d'étudier l'influence de certains paramètres sur la stratégie optimale de recharge.

CHAPITRE 4 : Stratégie de recharge intelligente d'une flotte de bus électriques : Application de la méthodologie développée

SOMMAIRE

<u>SECTION 1. CAS D'ETUDE : DEPOT D'ARGENTEUIL ET APPLICATION A LA METHODOLOGIE DE RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS</u>	
<u>ELECTRIQUES</u>	115
<u>1. Introduction</u>	115
<u>2. Architecture et fonctionnement de l'infrastructure de recharge</u>	115
<u>3. Système de charge combiné et communication entre le bus et l'infrastructure de recharge</u>	136
<u>3.1 Le système de charge combiné CCS</u>	137
<u>3.2 Communication par courants porteurs en ligne (PLC)</u>	137
<u>4. Paramètres d'optimisation et caractéristiques des modèles</u>	138
<u>4.1 Contraintes d'exploitation de la ligne d'affectation</u>	138
<u>4.2 Caractéristiques électrothermiques du modèle de batterie</u>	139
<u>4.3 Paramètres d'optimisation</u>	141
<u>SECTION 2. RESULTATS DE L'OPTIMISATION MONO-OBJECTIF DE LA RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ELECTRIQUES AU DEPOT DE BUS</u>	
<u>D'ARGENTEUIL</u>	143
<u>1. Introduction</u>	143
<u>2. Résultats de l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de bus électriques</u>	143
<u>2.1 Optimisation mono-objectif : minimisation du coût de la recharge</u>	143
<u>2.1.1 Scénario 1 : Minimiser le coût de recharge d'un bus électrique</u>	144
<u>2.1.2 Scénario 2 : Minimiser le coût de recharge et la puissance efficace d'un bus électrique</u>	145
<u>2.1.3 Scénario 3 : Minimiser le coût de recharge de deux bus électriques</u>	147
<u>2.1.4 Scénario 4 : Minimiser le coût de recharge de 10 bus électriques</u>	148
<u>2.1.5 Scénario 5 : Minimiser le coût de recharge de 10 bus électriques avec contrainte sur la puissance maximum</u>	150
<u>2.2 Optimisation mono-objectif : minimisation du vieillissement de la batterie</u>	151
<u>2.2.1 Scénario 6 : Minimiser le vieillissement calendaire d'un bus électrique</u>	152
<u>2.2.2 Scénario 7 : Minimiser le vieillissement complet d'un bus électrique</u>	153
<u>2.2.3 Scénario 8 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques froides (hiver)</u> ... 154	
<u>2.2.4 Scénario 9 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques chaudes (été)</u> 156	
<u>2.2.5 Scénario 10 : Minimiser le vieillissement de deux bus électriques avec une contrainte de jour de repos</u>	
158	
<u>SECTION 3. RESULTATS DE L'OPTIMISATION MULTIOBJECTIF DE LA RECHARGE D'UNE FLOTTE DE BUS ELECTRIQUES AU DEPOT DE BUS</u>	
<u>D'ARGENTEUIL</u>	161
<u>1. Introduction</u>	161
<u>2. Résultats de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'un bus électrique</u>	161
<u>3. Analyse technico-économique de la stratégie de recharge optimale comparée à des stratégies de référence</u>	165
<u>4. Etude de sensibilité de la stratégie de recharge aux paramètres des modèles</u>	171
<u>4.1 Analyse de l'influence du coefficient de convection</u>	171
<u>4.2 Analyse de l'influence du coefficient de convection</u>	172
<u>4.3 Analyse de l'influence de l'état de charge et de la température</u>	174
<u>CONCLUSION DU CHAPITRE IV</u>	177

Section 1. Cas d'étude : Dépôt d'Argenteuil et application à la méthodologie de recharge d'une flotte de bus électriques

1. Introduction

Dans le cadre de la transition énergétique, la ligne 1 de bus du réseau R'bus exploitée par Transdev Transports du Val-d'Oise (TVO) a été équipée de 8 BEs. Cette section présentera dans un premier temps l'architecture et le fonctionnement de l'infrastructure de recharge de ces BEs au sein du dépôt d'Argenteuil. Le système de charge utilisé et la communication entre le bus et l'infrastructure de recharge seront par la suite détaillés. Ensuite, nous allons introduire l'application de l'approche méthodologique d'optimisation à une flotte de BEs réelle en l'occurrence celle correspondant au dépôt de bus d'Argenteuil. Nous présenterons les contraintes d'exploitation, les caractéristiques du modèle batterie ainsi que les paramètres d'optimisation qui seront appliqués à notre étude.

2. Architecture et fonctionnement de l'infrastructure de recharge

L'infrastructure de recharge considérée correspondant au site d'Argenteuil (cf. Figure IV.1) permet la recharge de 8 BEs en simultané. L'infrastructure est raccordée au réseau haute tension A (HTA) à partir d'un poste HTA/BT alimenté au primaire en 20 kV qui abaisse et alimente en 400 V triphasé les deux convertisseurs AC/DC et l'armoire TGBT/ACC. L'armoire TGBT/ACC regroupe un Tableau Général Basse Tension et l'armoire contrôle commande. L'armoire ACC comporte un automate « Energie » qui réalise le contrôle/commande des équipements : cellules haute tension, transformateur et armoire du Tableau Générale Basse Tension et Armoire Contrôle Commande (TGBT/ACC) et un automate « EMS » (*Energy Managment System*) qui réalise le contrôle/commande du système de conversion et qui contrôle la recharge des bus. Les convertisseurs AC/DC convertissent l'énergie nécessaire à la recharge des bus en courant continu 750 V. Ensuite, huit convertisseurs DC/DC dédiés à un chargeur chacun convertissent la tension

continue en une autre tension continue de plus faible ou plus grande valeur (450-800 V). Le chargeur permet de recharger les BEs et d'établir la communication avec le BMS de leurs batteries via l'automate EMS. En ce qui concerne les caractéristiques physiques de la communication, le protocole de communication utilisé est le PLC (PowerLineCommunication) qu'on expliquera par la suite [161]. La description technique des différents composants avec le schéma unifilaire de l'infrastructure de recharge ainsi que le schéma de l'architecture matérielle sont représentés respectivement dans les Annexes E et F.

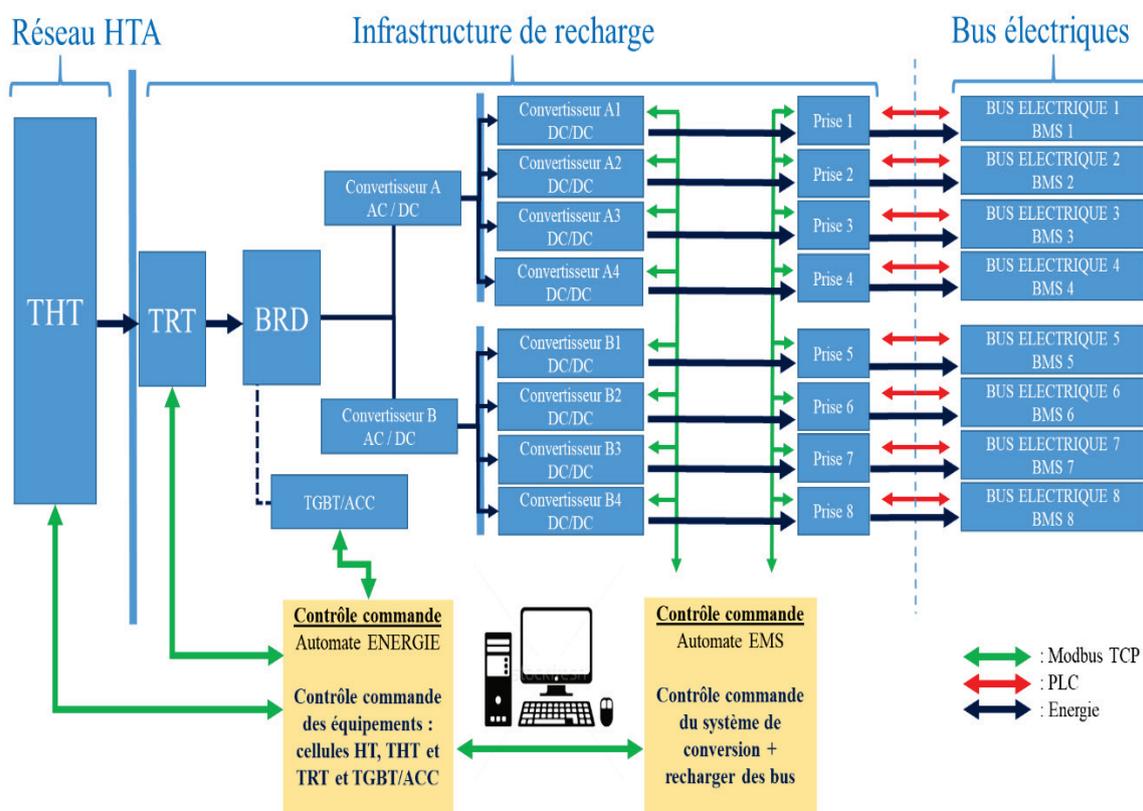


Figure IV.1 – Architecture fonctionnelle de la station de recharge

3. Système de charge combiné et communication entre le bus et l'infrastructure de recharge

La connexion entre le bus et l'infrastructure de recharge est réalisée par une prise standard de type 2 Combo CCS (cf. partie 3.1). Le bus communique avec le chargeur à l'aide d'un protocole de communication défini selon les normes : EN 61851-23/24, ISO 15118 et DIN SPEC 70121 [162]–[165]. Le chargeur est géré par l'automate « EMS » qui contrôle les équipements de conversion et réalise la communication avec le bus pour effectuer la recharge conformément à l'EN 61851-23 [162].

3.1 Le système de charge combiné CCS

La Norme internationale EN 61851-1 « Système de charge conductive pour véhicules électriques » [166] définit 4 modes de recharge : les mode 1, 2 et 3 concernent les VE légers, alors que le mode 4 concerne les poids lourds électriques. Dans le cas de la charge conductive des BEs, on se retrouve dans le mode 4 avec une recharge en courant continu. En mode 4 le VE est connecté au réseau principal de distribution électrique par le biais d'un chargeur externe. Les fonctions de contrôle, de protection ainsi que le câble de recharge du véhicule sont installés de façon permanente dans l'installation. Le chargeur externe intègre le cordon et il est fixé à la borne avec une fiche type CHAdeMO ou Combo CCS qui est imposé par la norme EN 62196-3 comme standard européen [167]. Le Système de Charge Combiné CCS est présenté en détail dans l'Annexe G.

3.2 Communication par courants porteurs en ligne (PLC)

Le processus d'acheminement de l'énergie entre le chargeur et le bus est lancé et commandé par des messages envoyés sur PLC. Le bus (maître) et le chargeur (esclave) communiquent avec des signaux bas niveau via PE, PP et le pilote CP (cf. Figure IV.2) et au niveau (PLC) via des messages cycliques. L'énergie passe du coté chargeur au bus via (DC+ et DC-). Le bus (maître) envoie une demande de fourniture de puissance au chargeur qui adapte son courant de sortie et sa tension de sortie aux valeurs demandées dans le délai défini dans l'EN 61851-23 [166].

Glossar:

Supply	Infrastructure power supply
Vehicle	Electric Vehicle
PLC	Power Line Communication
CP	Control Pilot
PE	Protective Earth
	Physical / functional connection

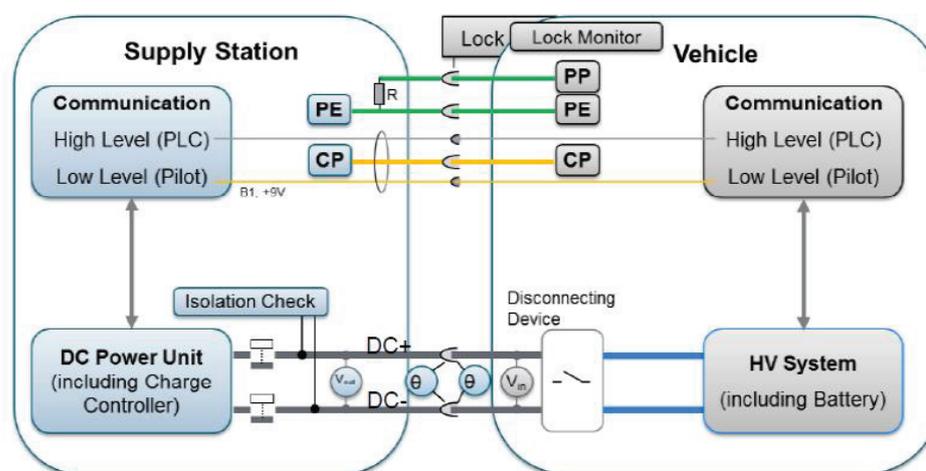


Figure IV.2 – Processus de communication entre le bus et le chargeur [168]

Le fonctionnement de la communication entre le chargeur et le véhicule est expliqué dans l'Annexe H.

Les vacations de bus (missions du lendemain) de cette ligne sont planifiées auparavant dans un outil de planification FDS (Feuille De Service). Le Tableau IV.1 présente un exemple de vacations réelles pour des bus thermiques de la ligne 1 et que nous considérons par la suite pour les simulations des BEs :

Tableau IV.1 – Vacations réelles du bus de la ligne 1 le 24/05/2018

Bus électriques	Heure d'arrivée J-1	Heure de départ J+1	Distance à parcourir J+1
BUS 1	t_{0+5h}	$t_{0+11h30}$	179 km
BUS 2	t_{0+5h}	t_{0+14h}	83 km
BUS 3	t_{0+5h}	t_{0+14h}	179 km
BUS 4	t_0	$t_{0+11h30}$	155 km
BUS 5	t_{0+2h}	$t_{0+11h30}$	178 km
BUS 6	t_{0+2h30}	$t_{0+11h30}$	175 km
BUS 7	t_{0+3h}	$t_{0+12h30}$	178 km
BUS 8	t_{0+5h}	$t_{0+13h30}$	175 km

4.2 Caractéristiques électrothermiques du modèle de batterie

Quatre BEs de type Ebusco et quatre de type Heuliez ont été choisis par Transdev pour l'exploitation de la ligne 1 (cf. Figure IV.4). Dans notre cas d'étude, nous allons nous focaliser sur le bus Ebusco. C'est un bus standard d'une longueur de 12 mètres accueillant jusqu'à 90 passagers. Le dispositif de stockage offre une capacité de 311 kWh de batteries LFP réparties sur 13 modules (6 à l'arrière, 7 en toiture). Une recharge complète au dépôt permet de garantir une autonomie allant de 250km jusqu'à 300km en fonction des variables d'exploitation (trajet, trafic, conditions climatiques, ...). Le bus est équipé d'un moteur électrique asynchrone d'une puissance de 110 kW en nominal et 220 kW en pic et un couple moteur maximal de 3000 Nm avec un système de refroidissement à eau. Il est aussi équipé d'un contrôleur de moteur, d'un convertisseur DC/DC, d'un vehicle management system (VMS) qui peut conserver toutes les données liées à l'exploitation du véhicule et d'un BMS qui contrôle la charge des différents éléments de la batterie [170].

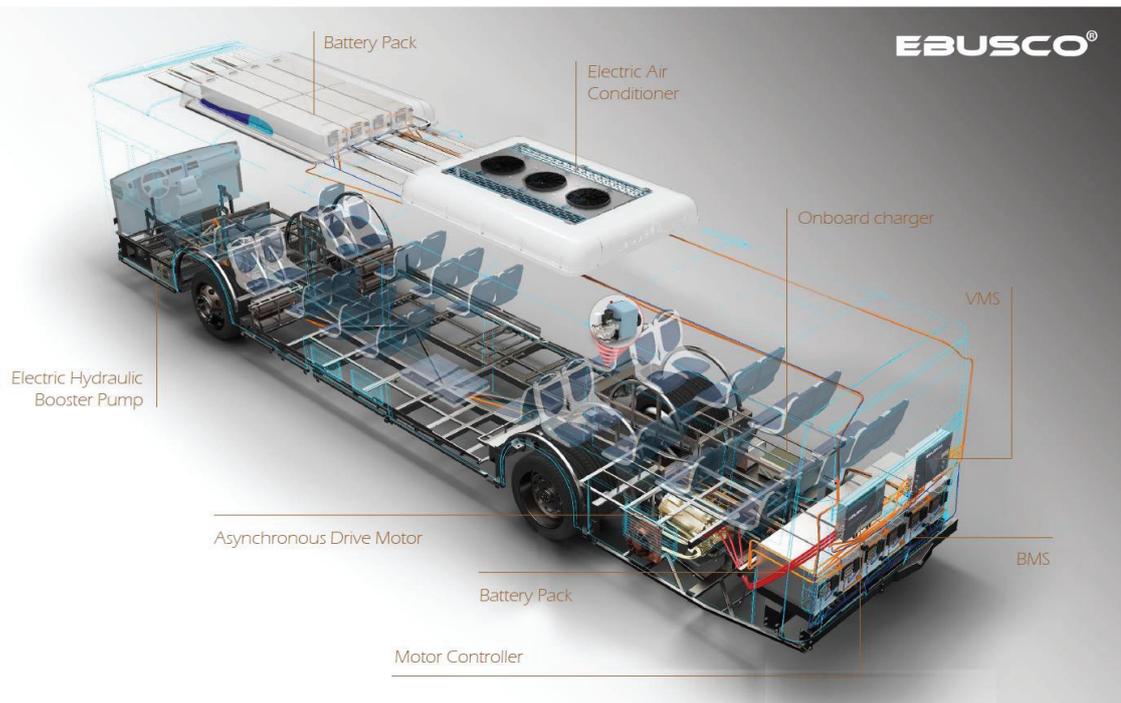


Figure IV.4 – Bus électrique Ebusco [171]

Le système de stockage se compose de 180 cellules LFP en série et fonctionne avec une tension nominale de 576 V avec une capacité totale de 540 Ah (311 kWh). Les paramètres du modèle électrothermique de la batterie sont présentés dans le Tableau IV.2 :

Tableau IV.2 – Caractéristiques électriques et thermiques du système de stockage

Paramètres	Valeurs
Technologie de batterie	LFP
Energie / capacité	311 kWh / 540 Ah
Surface du pack batterie	18.79 m ²
Poids du pack batterie	2500 kg
Capacité thermique	900 J.kg ⁻¹ .K ⁻¹
Coefficient de convection thermique	5 W.m ⁻² .K ⁻¹

Pour estimer la capacité thermique et les coefficients de transfert de chaleur, des expériences ont été menées sur un bloc-batterie d'un VE particulier : la Citroën C-Zéro. Pour mesurer le coefficient de convection, le véhicule a été stationné en hiver plusieurs jours à l'extérieur jusqu'à ce que la température de la batterie soit d'environ 5° C. Ensuite le véhicule a été placé dans un garage à une température ambiante de 20°C pendant 2 jours pour mesurer la température du bloc batterie via des enregistrements du bus de données CAN (*Controller Area Network*). D'après l'équation (IV.1), nous avons pu déduire le terme $a = \frac{c_{th}}{h}$.

$$\begin{aligned}
c_{th} \frac{dT_{cell}}{dt} &= h (T_{cell} - T_{amb}) \\
a = \frac{c_{th}}{h} &= \frac{T_{cell} - T_{amb}}{\frac{dT_{cell}}{dt}}
\end{aligned} \tag{IV.1}$$

Ensuite la batterie a été chargée à C/7 pour différentes températures ambiantes.

$$c_{th} \frac{dT_{cell}}{dt} = I_{cell}(U_{cell} - OCV) - h (T_{cell} - T_{amb}) \tag{IV.2}$$

En combinant (IV.1) et (IV.2) on retrouve :

$$h = \frac{I_{cell}(U_{cell} - OCV)}{a \frac{dT_{cell}}{dt} + (T_{cell} - T_{amb})} \tag{IV.3}$$

Nous avons trouvé un coefficient de convection de $5 \text{ W} / \text{m}^2 / \text{K}$ et une capacité thermique de $900 \text{ J} / \text{kg} / \text{K}$. Ces valeurs ont été comparées aux valeurs expérimentales trouvées dans la littérature. La référence [74] utilisait une valeur de Cp de $854 \text{ J} / \text{kg} / \text{K}$ donnée par le fabricant de la batterie pour une batterie au phosphate de fer et au lithium (LFP). Dans la même étude, la valeur moyenne de $15,86 \text{ W} / \text{m}^2 / \text{K}$ a été utilisée pour le coefficient de convection, le système comprenant une isolation thermique. Les caractéristiques thermiques de la batterie dépendent fortement de la configuration de la batterie (disposition géométrique, ventilation, etc.). Nous avons supposé que notre configuration était similaire à celle du groupe de batteries Citroën C-Zéro, sans isolation thermique, sans convection à air forcé et sans système de refroidissement.

4.3 Paramètres d'optimisation

La flotte de BEs se recharge au dépôt d'Argenteuil entre t_0 du jour J et t_{0+14h} du jour J+1. La période de recharge est de 14 heures divisée en 27 créneaux temporels de pas de temps $\Delta t=30$ minutes, ce qui donne un espace de recherche raisonnable pour notre problème d'optimisation du profil de puissance de recharge. Dans un cas plus général que l'état actuel (8 bus) la flotte de BEs peut aller de 1 jusqu'à 100 BEs avec différents SoC et contraintes d'exploitation (cf. Figure IV.5). Chaque bus a un chargeur et chaque chargeur peut délivrer une puissance maximale P_{max} . Au niveau du contrat d'électricité, une tarification heures pleines/heures creuses a été choisie. La période des heures pleines est de t_0 à t_{0+4h30} et de t_{0+13h} à t_{0+14h} , alors que la période des heures creuses commence de t_{0+4h30} et finit à t_{0+13h} . Le Tableau IV.3 représente les différents paramètres d'optimisation.

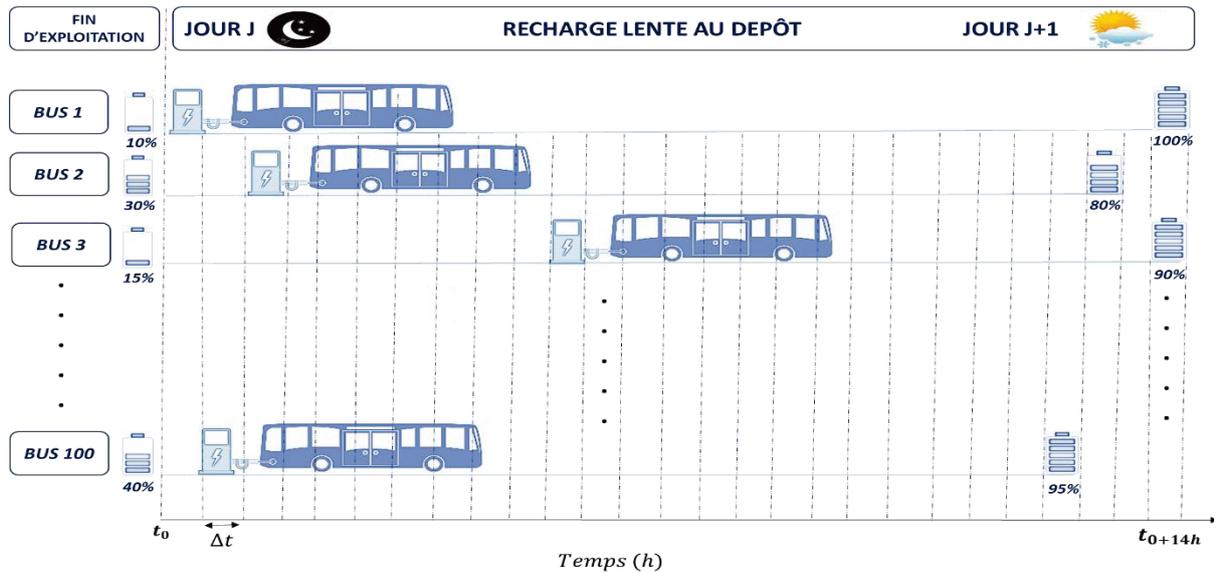


Figure IV.5 – Exemple de contraintes d'exploitation d'une flotte de BEs dans l'outil d'optimisation

Tableau IV.3 – Paramètres d'optimisation de la recharge de bus

Paramètres	Valeurs
Nombre de bus	1 → 100
Nombre de recharges de nuit	1
Période de recharge	$t_0 \rightarrow t_{0+14h}$
Pas de temps Δt	30 min
Puissance max d'un chargeur	P_{max}
Puissance totale max	$P_{max} \rightarrow P_{max} \times 100$
Nombre de pas de temps	27
Prix du kWh d'électricité	
$t_0 - t_{0+4h30} \mid t_{0+13h} - t_{0+14h}$	$Tarif_{Hpleines} \text{ €/kWh}$
$t_{0+4h30} - t_{0+13h}$	$Tarif_{Hcreuses} \text{ €/kWh}$
Vieillessement initiale de la batterie	0 %
Température initiale de la batterie	0 → 35 °C
Température ambiante	-20 → 40 °C

Dans les sections suivantes, nous allons présenter les résultats de l'optimisation mono-objectif et multiobjectif de la recharge d'une flotte de BEs appliquée au dépôt de bus d'Argenteuil. Ces résultats seront présentés pour différents objectifs, tailles de flotte et contraintes d'exploitation basées sur les paramètres d'optimisation et les vacances réelles de la ligne 1 qu'on vient de voir.

Section 2. Résultats de l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de bus électriques au dépôt de bus d'Argenteuil

1. Introduction

Cette section du chapitre présente les résultats de l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de BEs appliquée au dépôt de bus d'Argenteuil. Nous présenterons les résultats de l'optimisation mono-objectif pour différents objectifs, tailles de flotte et contraintes d'exploitation basées sur des vacations réelles de la ligne 1.

2. Résultats de l'optimisation mono-objectif de la recharge d'une flotte de bus électriques

2.1 Optimisation mono-objectif : minimisation du coût de la recharge

Dans cette partie, nous cherchons à trouver la stratégie de recharge optimale qui minimise le coût de la recharge d'une flotte de BEs. Nous allons commencer par tester l'algorithme sur une « flotte » composée d'un seul BE afin de vérifier si l'algorithme recharge bien durant les heures creuses. Ensuite, nous présenterons un exemple avec deux BEs avant de passer à une flotte de 10 bus. On utilisera la méthode découplée M1 où le modèle de batterie du véhicule est indépendant du modèle d'optimisation. Cette méthode utilise des algorithmes d'optimisation exactes et ne permet d'optimiser que des fonctions linéaires ou quadratiques telles que : le coût de la recharge, la puissance efficace, les pertes de puissance, etc. Ici l'objectif est de minimiser le coût de la recharge :

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j} \cdot \Delta t \cdot c_j \quad (\text{IV.4})$$

Le coût de la recharge est exprimé sous forme de fonction linéaire où $p_{i,j}$ désigne la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j (kW), Δt représente le pas de temps de 30 min (h), c_j représente le prix de l'électricité pendant la plage horaire j (€/kWh).

L'influence de la température de la batterie sur le rendement de la recharge est minime et n'exerce pas d'influence sur la quantité d'électricité consommée. De ce fait on peut se passer du modèle thermique de la batterie dans la méthode découplée M1. Les paramètres tels que le vieillissement initial de la batterie, la température initiale de la batterie et la température ambiante ne seront pas pris en compte.

2.1.1 Scénario 1 : Minimiser le coût de recharge d'un bus électrique

Le scénario 1 utilise des contraintes d'exploitation de la ligne 1 pour le BE. Ces contraintes sont présentées dans le Tableau IV.4. La puissance souscrite dans le cas d'un seul bus sera égale à la puissance maximale du chargeur. L'objectif est de minimiser le coût de la recharge. On retrouve les paramètres d'optimisation dans le tableau ci-dessous :

Tableau IV.4 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 1

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 1 BUS
Nombre de recharges de nuit	1
SoC initial jour J	10 %
Heure d'arrivée jour J	t_0
Heure de départ jour J+1	t_{0+14h}
Distance à parcourir jour J+1	200 km
SoC ciblé jour J+1	100 %
Puissance de recharge	$0 \rightarrow P_{max}$
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max}$
Fonction objectif	Coût de la recharge
Solveur	Programmation linéaire
Temps de calcul	1s

D'après la Figure IV.6, on voit bien que la puissance optimale de recharge des différentes solutions permet de charger le bus à une puissance maximale de P_{max} quand le tarif est le moins cher. Dans notre scénario, nous avons besoin d'à peu près 6h afin de recharger le bus de SoC=10% à Soc=100% à une puissance max de P_{max} . Etant donné que les heures creuses où le tarif est moins cher durent 8h et qu'on a une flexibilité au niveau des contraintes d'exploitation cela explique qu'une solution optimale unique n'existe pas. Les deux variations de puissance au début et en fin de charge sont dues au fait que le bus devra être à 100% de SoC à la fin de la période de recharge. La variation de puissance au début de la recharge est due au fait que le bus devra recharger la quantité d'énergie prédéfinie dans les contraintes. Etant donné que cette quantité d'énergie est estimée avant l'optimisation, un post-traitement vient corriger l'estimation avec une variation de puissance en fin de recharge pour arriver exactement au SoC demandé.

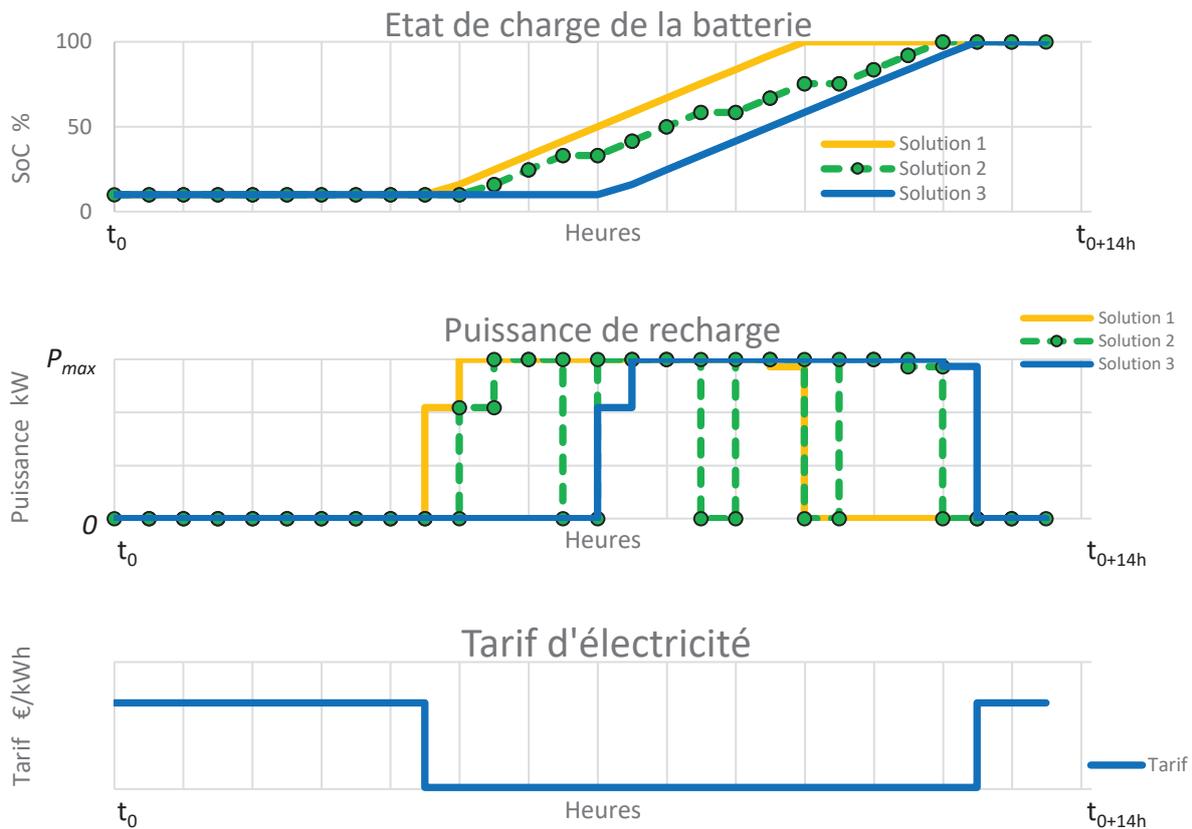


Figure IV.6 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge d'un BE : scénario 1

2.1.2 Scénario 2 : Minimiser le coût de recharge et la puissance efficace d'un bus électrique

Comme nous avons pu le voir dans le chapitre II, section 3, si l'on souhaite converger vers une solution unique, l'idée est de minimiser à la fois le coût de la recharge et la puissance efficace de recharge (cf. équation (IV.5)). De ce fait, dans le scénario 2, la fonction objectif sera une somme pondérée d'une fonction linéaire et d'une fonction quadratique. Les deux fonctions ont été normalisées de manière à avoir le même poids. En testant plusieurs valeurs du coefficient de pondération α , nous avons trouvé une valeur de $\alpha=0,7$ qui permet à l'algorithme de prioriser la fonction coût de recharge et donc de charger le bus durant toute la période des heures creuses avec une puissance constante.

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j} \times \Delta t \times c_j + \alpha \times p_{i,j}^2 \quad (\text{IV.5})$$

Où $p_{i,j}$ désigne la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j (kW), Δt représente la pas de temps de 30 min (h), c_j représente le prix de l'électricité pendant la plage horaire j (€/kWh) et α indique un coefficient de pondération.

Nous allons garder les mêmes contraintes d'exploitation que le scénario 1, tout ce qui change est la fonction objectif et le solveur utilisé qui est la programmation quadratique. On retrouve les paramètres d'optimisation dans le tableau ci-dessous :

Tableau IV.5 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 2

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 1 BUS
Fonction objectif	Coût de la recharge + puissance efficace
Solveur	Programmation quadratique
Temps de calcul	1s

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du coût de la recharge et la puissance efficace sur la Figure IV.7 montrent que la stratégie de recharge optimale convient parfaitement à la variation du coût d'électricité. Le facteur de pondération utilisé ($\alpha = 0,7$) tend à charger le bus durant toute la période des heures creuses avec une puissance moyenne. Etant donné que la quantité d'énergie à transmettre à la batterie est estimée avant l'optimisation, un post-traitement vient corriger l'estimation avec une variation de puissance en fin de recharge.

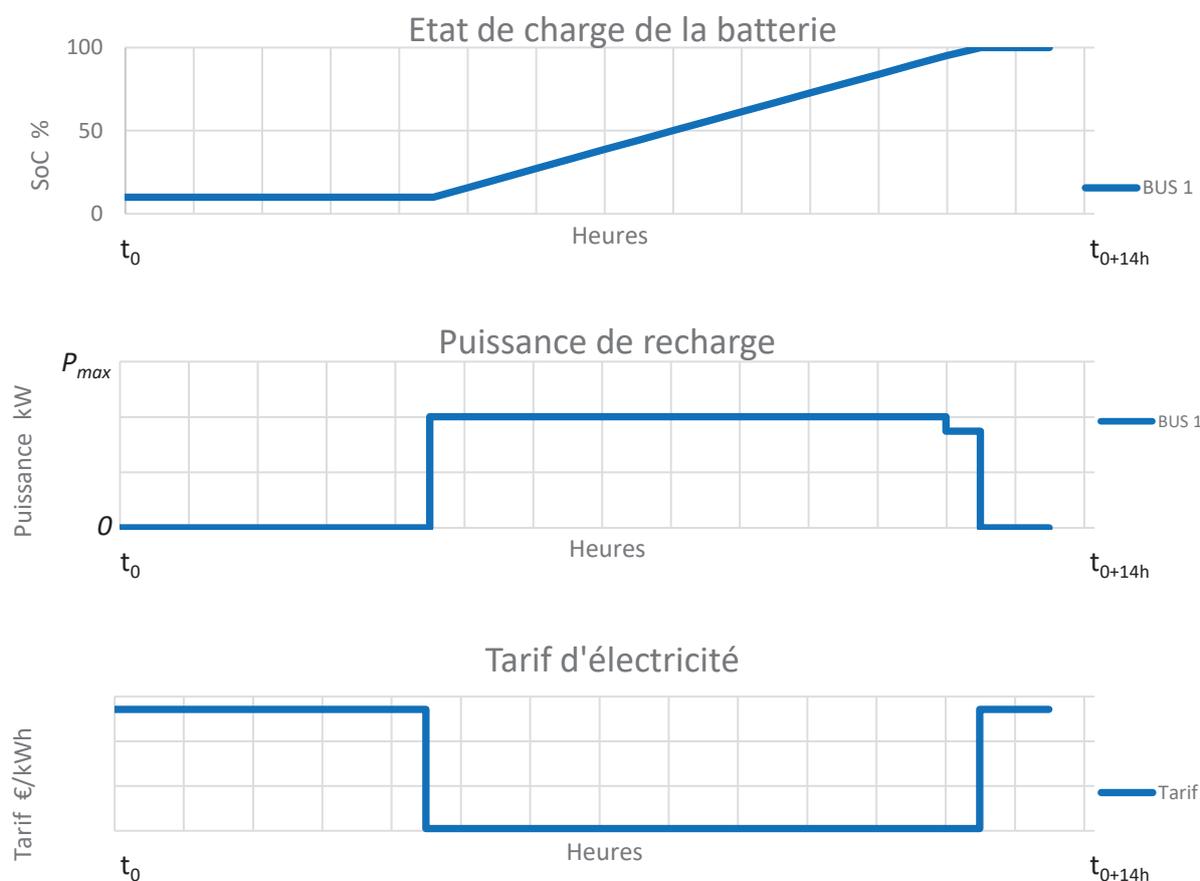


Figure IV.7 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge et la puissance efficace d'un BE : scénario 2

2.1.3 Scénario 3 : Minimiser le coût de recharge de deux bus électriques

Le scénario 3 utilise des contraintes d'exploitation de la ligne 1 pour l'optimisation de deux BEs présentées dans le Tableau IV.6. Chaque bus a un chargeur, la puissance souscrite dans ce cas sera limitée à la puissance maximale d'un seul chargeur. Plus les contraintes d'exploitations seront limitées moins on aura de flexibilité sur la plage de recharge, par conséquent, l'algorithme va tendre vers une solution optimale unique. De ce fait, ici l'objectif est de ne minimiser que le coût de la recharge.

Tableau IV.6 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 3

Recharge intelligente	BUS 1	BUS 2
Nombre de recharges de nuit	1	
SoC initial jour J	10 %	10 %
Heure d'arrivée jour J	t_0	t_{0+5h}
Heure de départ jour J+1	$t_{0+11h30}$	t_{0+14h}
Distance à parcourir jour J+1	200 km	78 km
SoC ciblé jour J+1	100 %	50 %
Puissance de recharge	$0 \rightarrow P_{max}$	$0 \rightarrow P_{max}$
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max}$	
Fonction objectif	Coût de la recharge	
Solveur	Programmation linéaire	
Temps de calcul	1s	

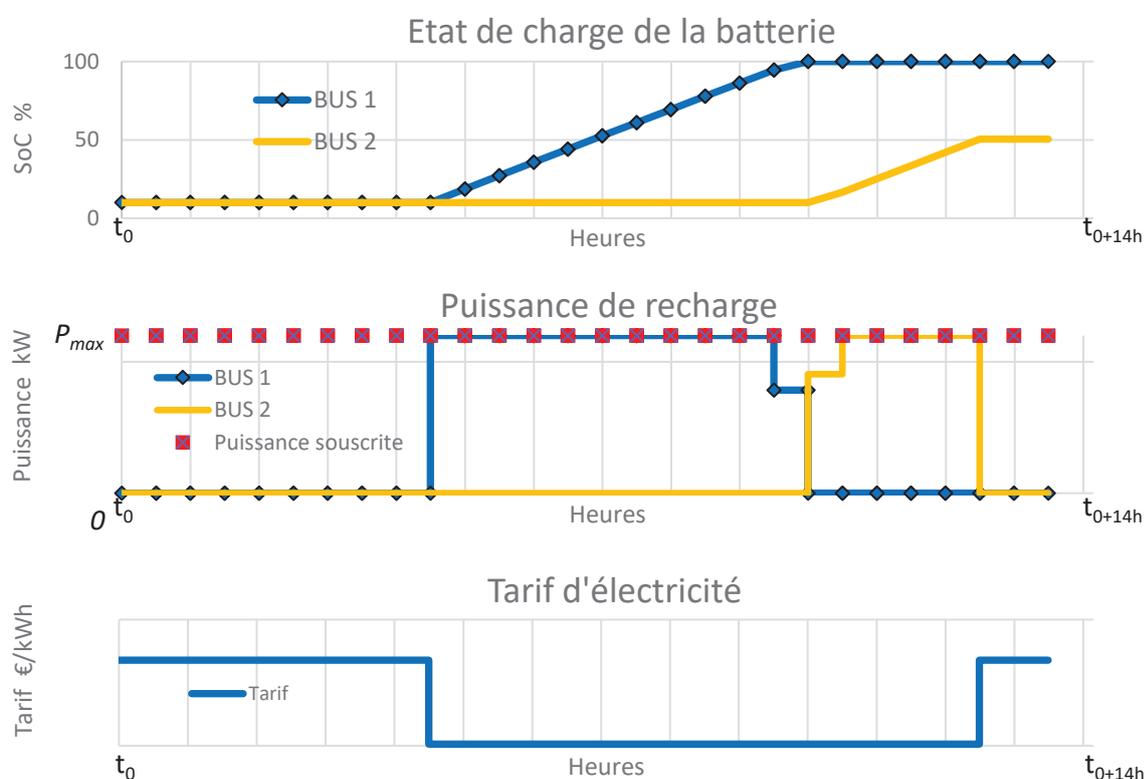


Figure IV.8 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge de 2 BEs : scénario 3

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du coût de la recharge sur la Figure IV.8 montrent que la stratégie de recharge optimale commence par charger le BE le plus contraint qui est le Bus 1 à une puissance maximale de manière à ce qu'il soit à 100% à l'heure de départ. L'algorithme attend la fin de recharge du bus 1 pour recharger le bus 2 afin de ne pas dépasser la puissance souscrite. La recharge des deux bus se fait à une puissance maximale afin de rester dans la fenêtre temporelle des heures creuses tout en respectant les contraintes d'exploitation.

2.1.4 Scénario 4 : Minimiser le coût de recharge de 10 bus électriques

Dans le scénario 4, nous allons utiliser les contraintes d'exploitation issues des vacations de la ligne 1 pour optimiser une flotte de 10 BEs. Ces contraintes sont présentées dans le Tableau IV.7. Chaque bus a un chargeur, la puissance souscrite ici sera fixée à P_{max} ce qui est égale à la somme des puissances maximales de chaque chargeur. L'objectif ici est de minimiser que le coût de la recharge.

Tableau IV.7 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 4

Recharge intelligente	<i>Nombre de la flotte de bus</i>									
	BUS 1	BUS 2	BUS 3	BUS 4	BUS 5	BUS 6	BUS 7	BUS 8	BUS 9	BUS 10
Recharge de nuit	1									
SoC initial jour J	10 %	13 %	15 %	12 %	20 %	18 %	25 %	45 %	11 %	16 %
Heure d'arrivée jour J	t_{0+5h}	t_{0+5h}	t_{0+5h}	t_0	t_{0+2h}	t_{0+2h30}	t_{0+3h}	t_{0+5h}	t_{0+1h}	t_{0+1h30}
Heure de départ jour J+1	$t_{0+11h30}$	t_{0+14h}	t_{0+14h}	$t_{0+11h30}$	$t_{0+11h30}$	$t_{0+11h30}$	$t_{0+12h30}$	$t_{0+13h30}$	t_{0+14h}	t_{0+12h}
Distance (km) jour J+1	179	83	179	155	178	175	178	175	66	143
SoC ciblé jour J+1	100%	50%	100%	80%	100%	90%	100%	90%	40%	70%
Puissance max (kW)	P_{max}									
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max} \times 10$									
Fonction objectif	Coût de la recharge									
Solveur	LP									
Temps de calcul	1s									

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du coût de la recharge sur la Figure IV.9 montrent que la stratégie de recharge optimale arrive à placer la recharge des 10 BEs durant la période des heures creuses. Toutes les contraintes ont été respectées. La programmation linéaire permet d'optimiser cette flotte en un temps de calcul très rapide (1s).

L'optimisation avec une flotte de bus allant jusqu'à 100 BEs a été réalisée et converge bien en faisant le même temps de calcul. Le temps de calcul pour cette méthode est présenté dans le Tableau V.2 de l'Annexe J.

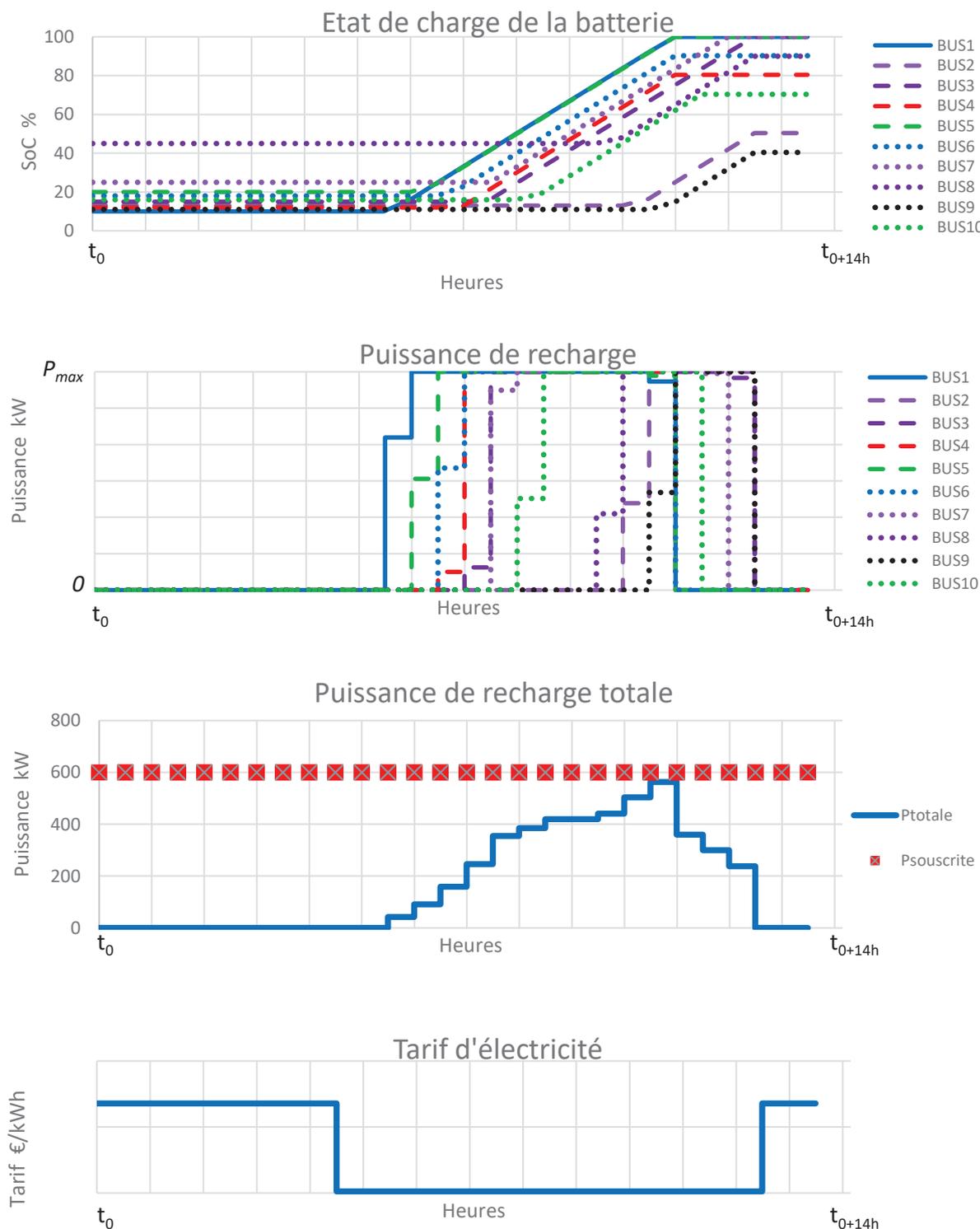


Figure IV.9 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge de 10 bus électriques : scénario 4

2.1.5 Scénario 5 : Minimiser le coût de recharge de 10 bus électriques avec contrainte sur la puissance maximum

Dans le scénario 5, nous allons utiliser les mêmes contraintes d'exploitation que le scénario 4 présenté dans le Tableau IV.7 pour optimiser une flotte de 10 BEs. Chaque bus a un chargeur, des SoCs initiaux, ciblés et des horaires différents avec une puissance souscrite fixée à 200 kW. L'objectif ici est de ne minimiser que le coût de la recharge et de voir comment réagit l'algorithme.

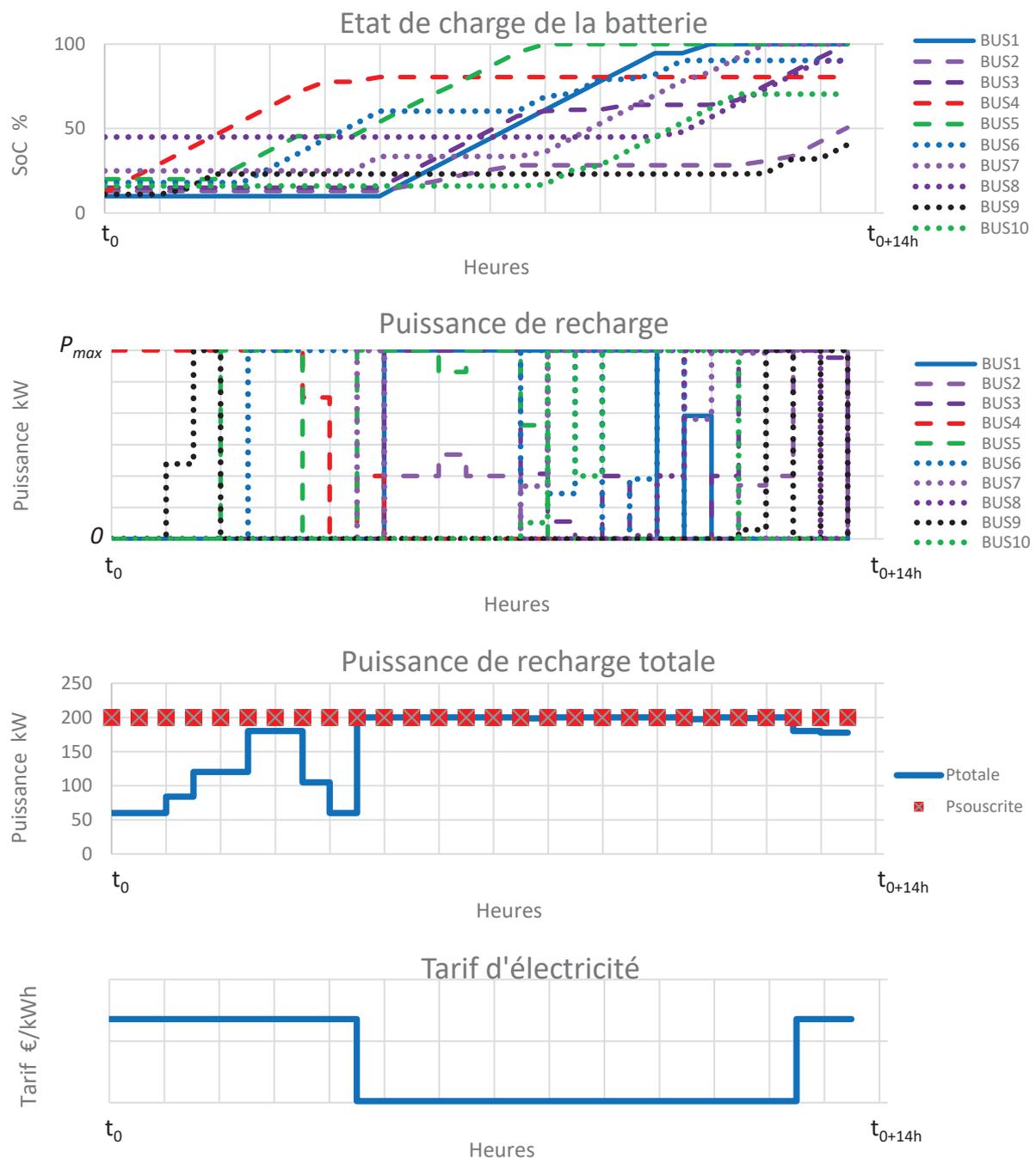


Figure IV.10 – Optimisation mono-objectif du coût de la recharge de 10 BEs : scénario 5

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du coût de la recharge sur la Figure IV.10 montrent que la stratégie de recharge optimale arrive à recharger tous les BEs tout en respectant les contraintes d'exploitation dans la tableau IV.7 ainsi que la puissance souscrite. Par contre l'algorithme n'arrive pas à placer la recharge des 10 BEs durant la période des heures creuses et recharge une partie des bus arrivant plus tôt au dépôt durant les heures pleines. Le temps de calcul pour cette méthode est présenté dans le Tableau V.2 de l'Annexe J. Les solutions présentées dans le scénario 4 et 5 représentent un compromis entre le fait d'avoir une puissance souscrite assez suffisante pour ne recharger que durant les heures creuses et le fait de diminuer la puissance souscrite et recharger aussi durant les heures pleines. L'outil d'optimisation pourrait être utilisé comme outil de dimensionnement afin d'optimiser la puissance souscrite de la flotte de BEs.

2.2 Optimisation mono-objectif : minimisation du vieillissement de la batterie

Dans cette partie, on cherche à trouver la stratégie de recharge optimale qui minimise le vieillissement de la batterie d'un BE. Nous allons utiliser un modèle de vieillissement calendaire dans un premier temps (cf. équation (IV.6)), ensuite un modèle de vieillissement complet qui prend en compte le cyclage (cf. équation (IV.7)). On utilisera la méthode couplée M2 où le modèle de batterie du véhicule est intégré dans l'optimisation. Cette méthode utilise des algorithmes d'optimisation approchés et permet d'intégrer des fonctions non linéaires telles que le vieillissement de batterie. L'objectif ici est de minimiser le vieillissement de la batterie. Les coefficients et les paramètres des équations sont détaillés dans le chapitre III, section 3).

$$\frac{dQ_L}{dt} = A \cdot \exp\left(-\frac{E_a}{k.T} + B \cdot Q_a\right) \quad (\text{IV.6})$$

$$\begin{aligned} \frac{dQ_L}{dt} = & \underbrace{A2_{cal} \cdot \exp(B \cdot SoC) \times \exp\left(\frac{-E_{a,cal} + C_{cal} \times I_0}{R \times T}\right)}_{\text{Calendaire}} \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right) \\ & + \underbrace{A2_c \cdot \exp(B \cdot SoC) \times \exp\left(\frac{-E_{a,c} + C_c \times I}{R \times T}\right)}_{\text{Chaud}} \times I \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right) \\ & + \underbrace{A2_f \cdot \exp(B \cdot SoC) \times \exp\left(\frac{-E_{a,f} + C_f \times I}{R \times (T - T_r)}\right)}_{\text{Froid}} \times I \times \left(\frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c}\right) \end{aligned} \quad (\text{IV.7})$$

2.2.1 Scénario 6 : Minimiser le vieillissement calendaire d'un bus électrique

Dans le scénario 6, nous allons minimiser le vieillissement calendaire de la batterie (cf. équation (IV.6)). Nous avons choisi les mêmes contraintes d'exploitation que le scénario 1 dans le Tableau IV.4. Les paramètres d'optimisation sont présentés dans le Tableau IV.8.

Tableau IV.8 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 6-7

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 1 BUS
Nombre de recharges de nuit	1
SoC initial jour J	10 %
Heure d'arrivée jour J	t_0
Heure de départ jour J+1	$t_{0+11h30}$
Distance à parcourir jour J+1	200 km
SoC ciblé jour J+1	100 %
Puissance de recharge	$0 \rightarrow P_{max}$
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max}$
Température initiale batterie	25 °C
Vieillessement initiale batterie	0%
Température ambiante	25 °C
Fonction objectif	Vieillessement calendaire
Solveur	NLP
Temps de calcul	10s

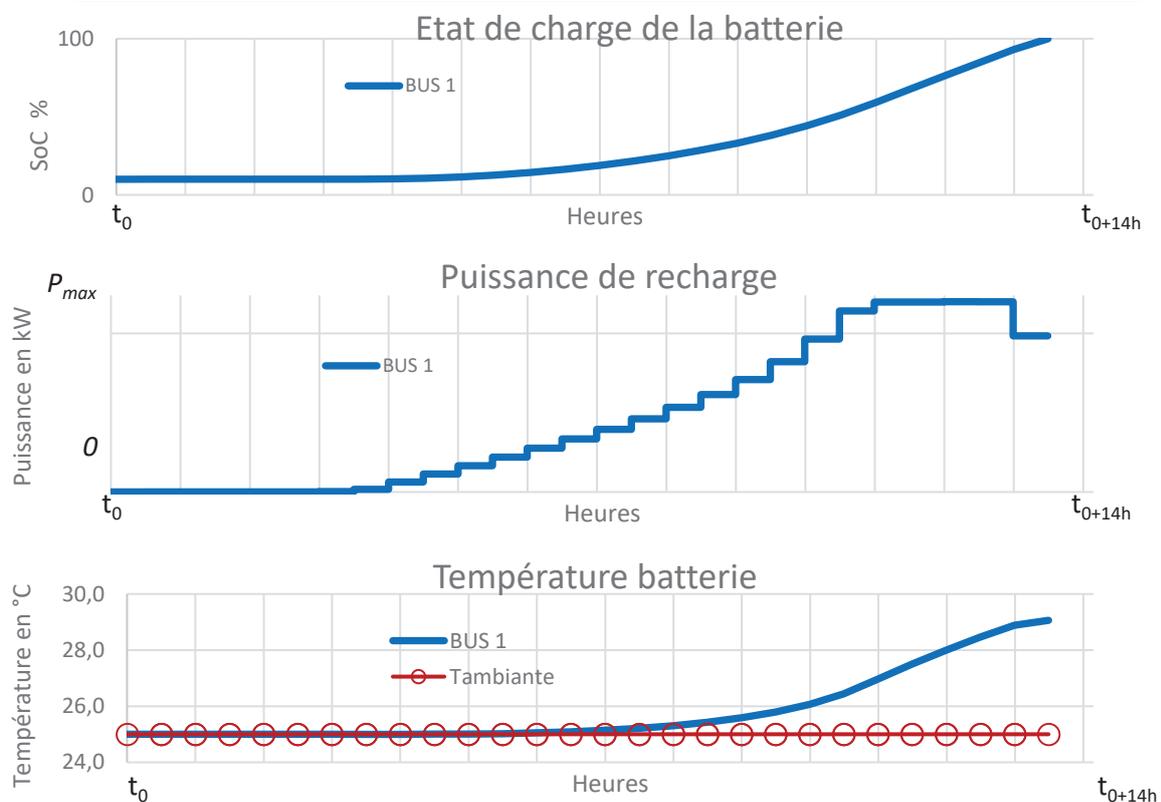


Figure IV.11 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 6

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du vieillissement sur la Figure IV.11 montrent que la stratégie de recharge optimale va chercher à recharger le bus de manière progressive et arriver à des hautes valeurs de SoC le plus tard possible. Cela pourrait être expliqué par le fait que la fonction objectif du vieillissement calendaire dépend à la fois du SoC et de la température de la batterie ainsi que l'effet de l'interaction de ces deux paramètres. Minimiser cette fonction objectif revient à recharger progressivement pour rester à la fois à des SoC bas le plus longtemps possible et éviter les pics de puissance qui vont réchauffer la batterie.

2.2.2 Scénario 7 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques chaudes

Le scénario 7 utilise le vieillissement complet qui prend en compte le vieillissement calendaire et le cyclage à froid et à chaud (cf. équation (IV.7)). Les paramètres et contraintes d'optimisation sont renseignés dans le Tableau IV.8.

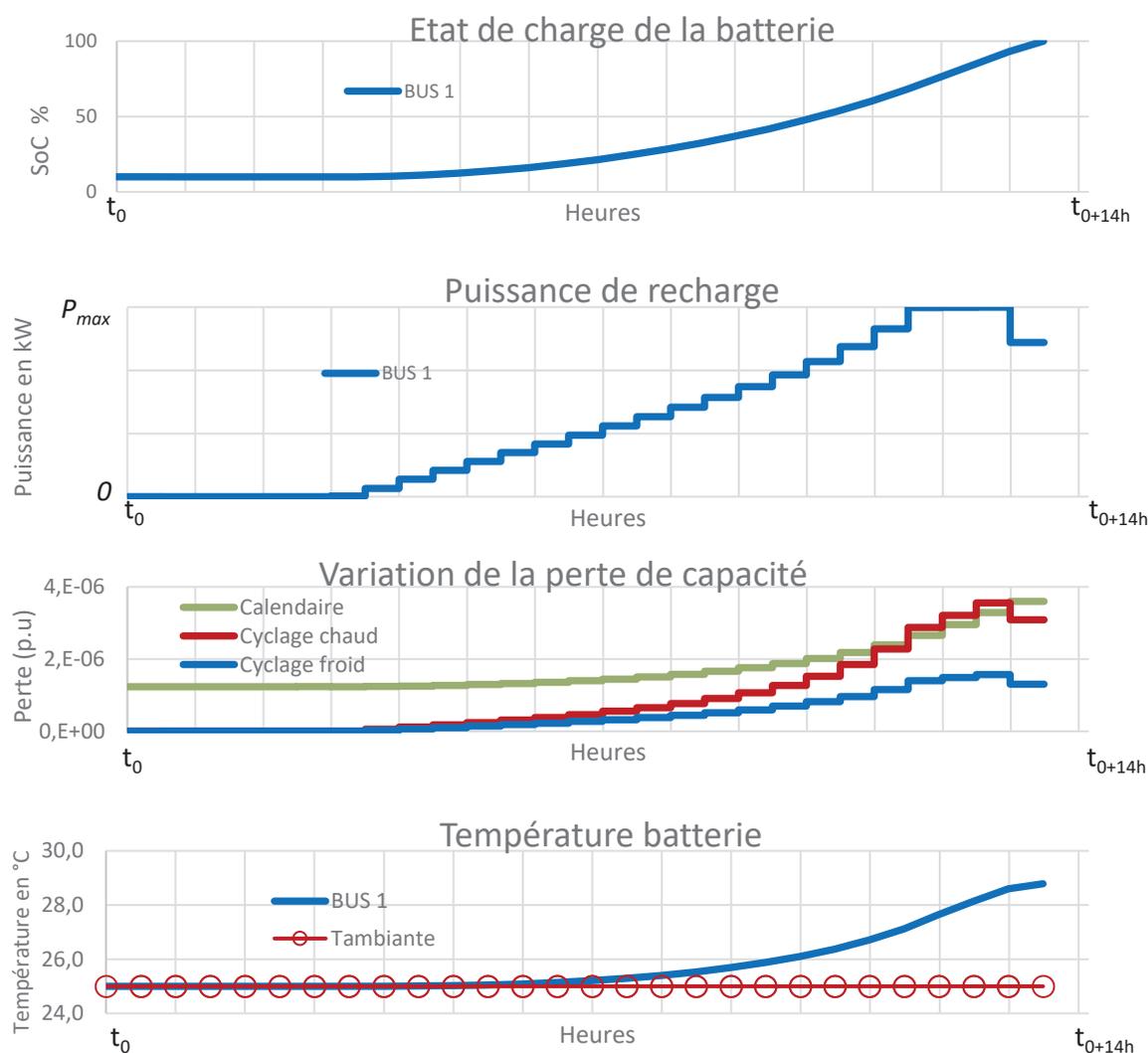


Figure IV.12 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 7

D'après la Figure IV.12 On retrouve sensiblement la même tendance que celle trouvée pour le modèle de vieillissement simple. Ici, du fait que le vieillissement calendaire est toujours présent et prépondérant, il vaut mieux cycliser de manière à toujours minimiser notre vieillissement calendaire. Comme dans les résultats de vieillissement simple, la tendance de recharger progressivement pourrait s'expliquer par le fait que la fonction objectif dépend à la fois du SoC, de la température de la batterie et du courant ainsi que l'effet de l'interaction de ces paramètres. L'influence du cyclage est plus importante pour les températures supérieures à 25°C ou inférieures à 0°C. Il convient donc de voir comment évolue la stratégie optimale en fonction des conditions climatiques froides et chaudes.

2.2.3 Scénario 8 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques froides (hiver)

Le scénario 8 met en œuvre un scénario hiver où la température ambiante est fixée à -20°C et la température initiale de la batterie est de 12°C renseignés dans le Tableau IV.9. Les paramètres et contraintes d'optimisation sont les mêmes que le scénario 6-7 présentés dans le Tableau IV.8.

Tableau IV.9 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 8

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 1 BUS
Température initiale batterie	12°C
Vieillessement initiale batterie	0%
Température ambiante	-20°C
Fonction objectif	Vieillessement calendaire + cyclage
Solveur	NLP
Temps de calcul	10s

Le modèle complet de vieillissement tient compte de plusieurs paramètres. De ce fait, afin d'analyser les résultats, nous allons nous appuyer sur la Figure IV.13 qui représente la simulation de variation de perte du modèle de vieillissement en fonction de la température à un courant de C/6 et un SoC=50%. Le modèle de vieillissement représente la somme du cyclage à chaud et à froid et de la partie calendaire. Les résultats de la Figure IV.14 montrent que durant l'hiver, l'algorithme décide de charger la batterie le plus tôt possible à une puissance maximale afin de garder la batterie à des températures positives. Plus la température de la batterie baisse à cause des déperditions thermiques, plus l'algorithme va commencer à baisser sa puissance progressivement là où le cyclage à froid est le plus important (cf. Figure IV.13). Dans ce scénario, on peut remarquer que le vieillissement calendaire devient négligeable face au vieillissement en cyclage à très basse température même s'il est toujours présent (cf. Figure IV.14).

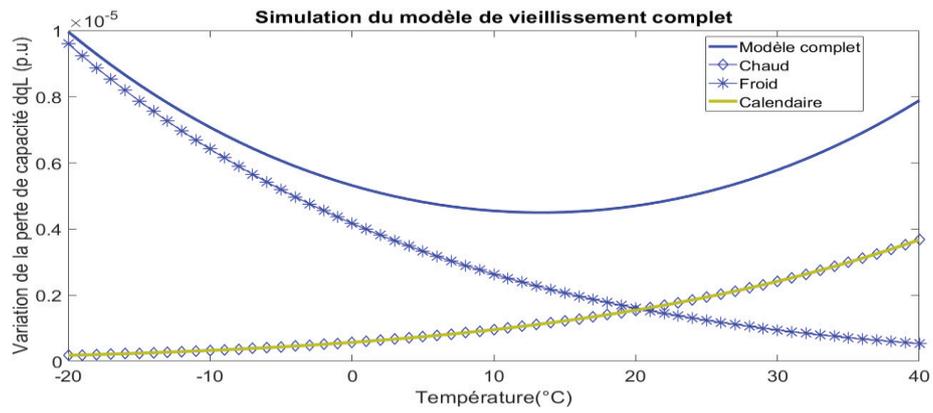


Figure IV.13 – Simulation de la variation de perte de capacité en fonction de la température à C/6

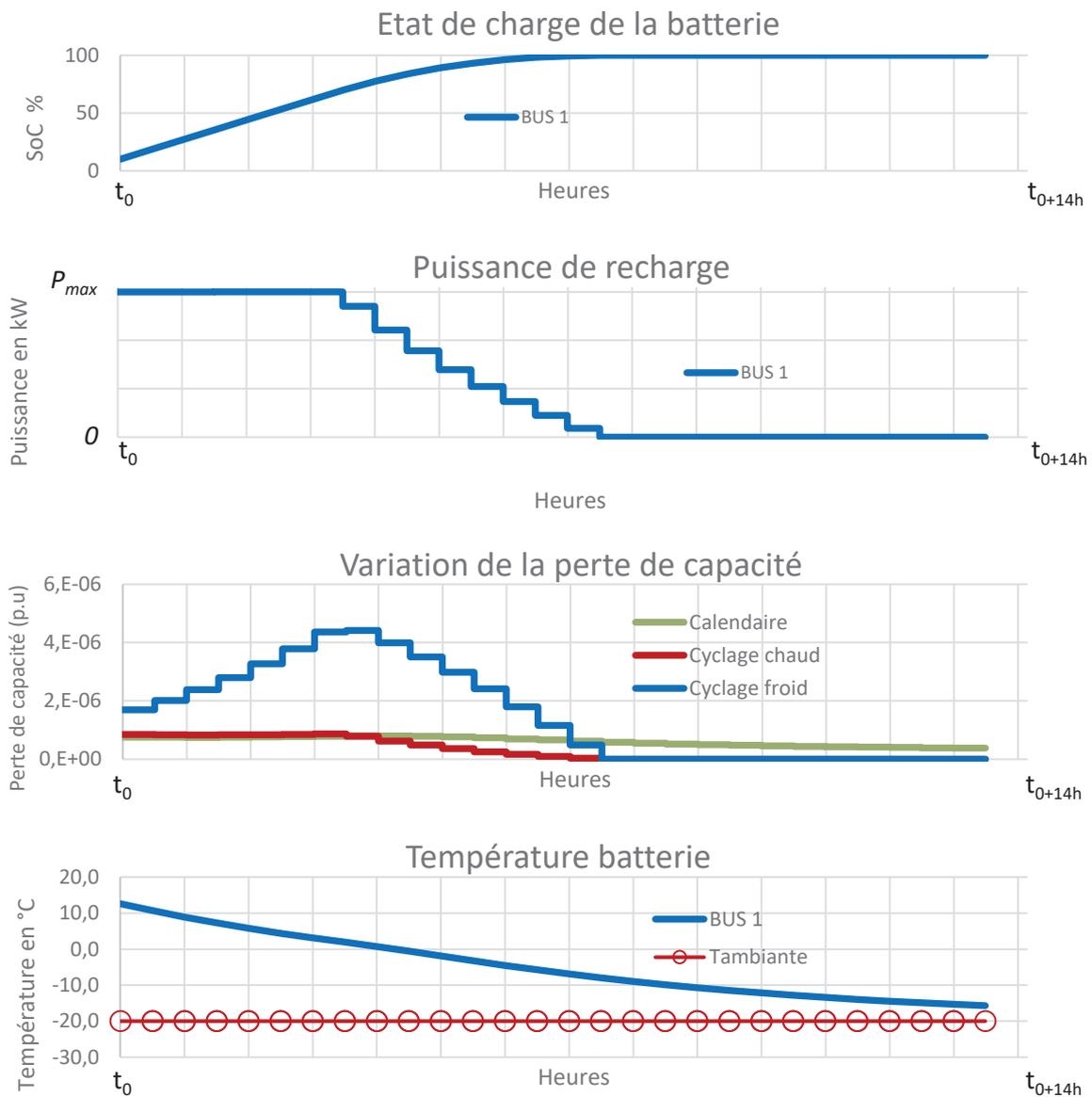


Figure IV.14 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 8

2.2.4 Scénario 9 : Minimiser le vieillissement complet d'un BE en conditions climatiques chaudes (été)

Le scénario 9 met en œuvre un scénario été où la température ambiante est fixée à 30°C et la température initiale de la batterie est de 35°C. Les paramètres et contraintes d'exploitation sont les mêmes que dans le scénario 6-7 Tableau IV.8. D'autres contraintes de températures et de vieillissement sont renseignées dans le Tableau IV.10.

Tableau IV.10 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 9

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 1 BUS
Température initiale batterie	35°C
Vieillessement initiale batterie	0%
Température ambiante	30°C
Fonction objectif	Vieillessement calendaire + cyclage
Solveur	NLP
Temps de calcul	10s

Les résultats de la Figure IV.15 montrent que durant l'été, l'algorithme reprend à peu près la même tendance que le scénario 7 où la température ambiante est fixée à 25°C. Ici, étant donné que la température de la batterie est à 35°C et la température ambiante est à 30 °C, l'algorithme décide d'attendre afin que la température de la batterie baisse, ce qui revient à se situer dans une zone où le vieillissement est minimum (cf. Figure IV.13). D'après la Figure IV.15, on voit que le calendaire est toujours présent et prépondérant (le cyclage à chaud à courant max dépasse de peu le calendaire), de ce fait l'algorithme va plus minimiser le calendaire. Le calendaire dépend à la fois du SoC, de la température de la batterie ainsi que l'effet de l'interaction de ces deux paramètres. Minimiser le calendaire revient à recharger progressivement pour rester à la fois à des SoC bas le plus longtemps possible et éviter les pics de puissance qui vont réchauffer la batterie en essayant de charger progressivement.

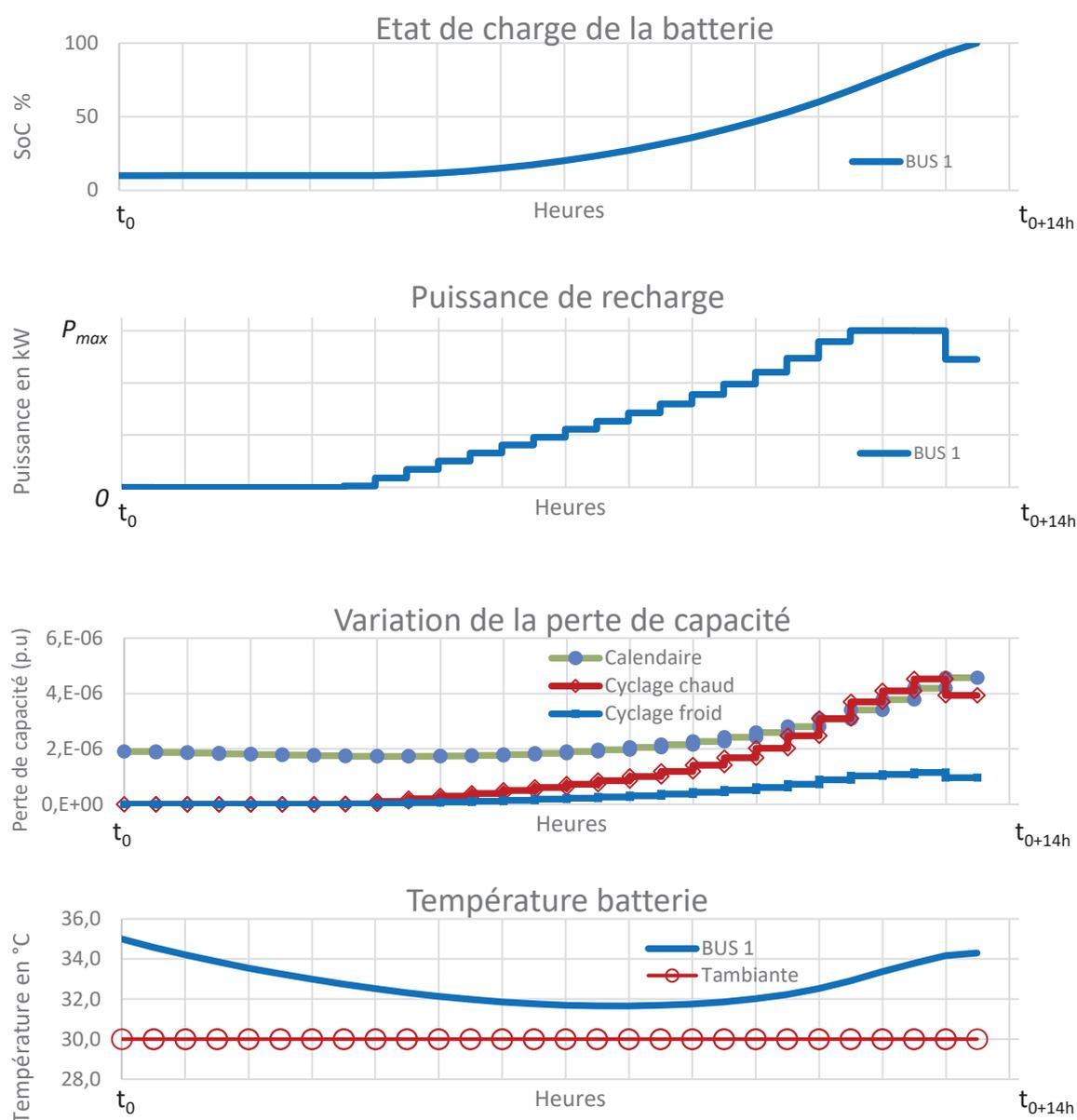


Figure IV.15 – Optimisation mono-objectif du vieillissement de batterie d'un BE : scénario 9

Avant de pouvoir tester une flotte de 100 BEs, nous avons testé la programmation non linéaire sur une flotte de 10 BEs (cf. Annexe I). Nous avons remarqué que pour la fonction vieillissement de la batterie, la programmation non linéaire donne des résultats cohérents mais nécessite un temps de calcul d'environ 10 minutes. Le temps de calcul augmente de manière importante en fonction de la taille de flotte. Le temps de calcul pour cette méthode est présenté dans le Tableau V.2 de l'Annexe J.

2.2.5 Scénario 10 : Minimiser le vieillissement de deux bus électriques avec une contrainte de jour de repos

Dans le scénario 10, nous allons minimiser le vieillissement complet (calendaire + cyclage) de la batterie (cf. équation (IV.7)) pour deux BEs qui vont être contraints de rester un jour au dépôt. La recharge intelligente cette fois-ci durera deux nuits. Comme nous pouvons le voir sur la Figure IV.16, les deux bus ont les mêmes contraintes d'exploitation (cf. Tableau IV.11), par contre le bus 1 n'a pas de contrainte au jour J alors que le bus 2 doit être complètement rechargé au jour J.

Tableau IV.11 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation du scénario 10

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 2 BUS	
	BUS 1	BUS 2
Nombre de recharge de nuit	2	
SoC initial J-1	10 %	10 %
Heure d'arrivée J-1	t_0	t_0
Heure de départ J+1	t_{0+38h}	t_{0+38h}
Distance à parcourir J+1	200 km	200 km
SoC ciblé J	Pas de contrainte	100 %
SoC ciblé J+1	100 %	
Puissance de recharge	$0 \rightarrow P_{max}$	
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max}$	
Température initiale batterie	25 °C	
Vieillessement initiale batterie	0%	
Température ambiante	25 °C	
Fonction objectif	Vieillessement calendaire + cyclage	
Solveur	NLP	
Temps de calcul	2 min	

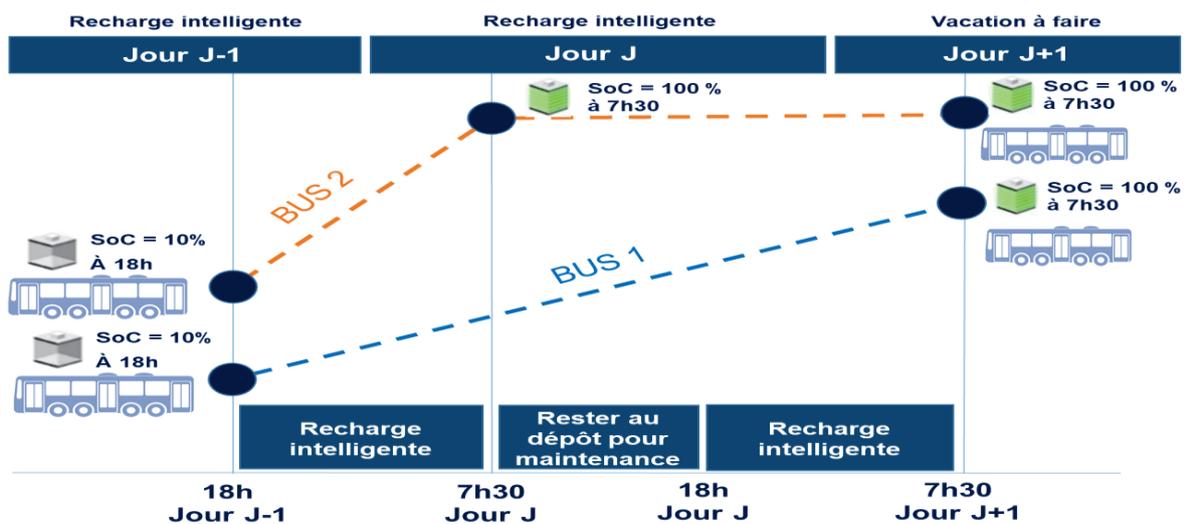
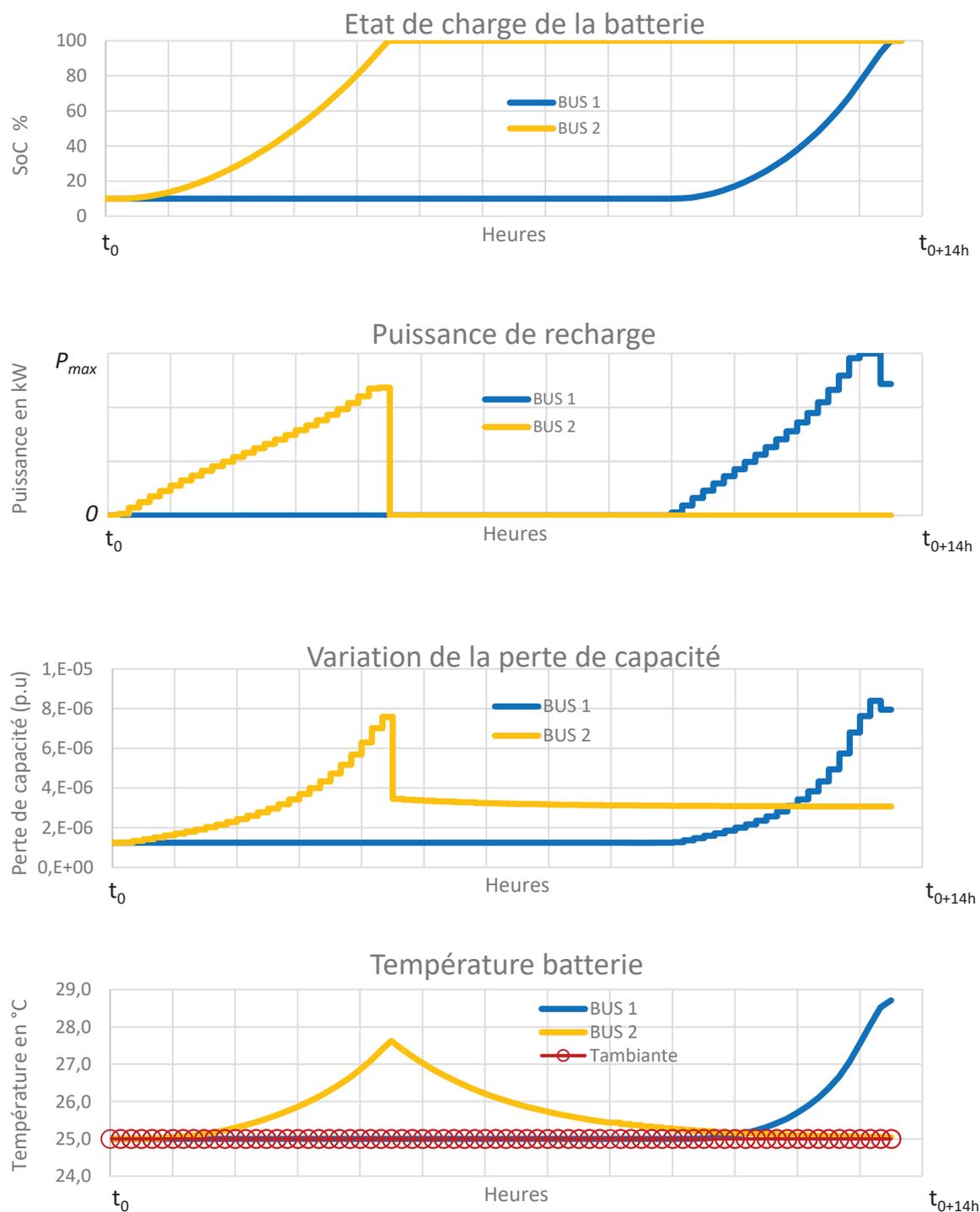


Figure IV.16 – Contrainte de maintenance pour un bus électrique

L'optimisation du vieillissement de la batterie se fera durant toute la période où les bus seront au dépôt y compris la période de maintenance. La Figure IV.17 présente les résultats de ce scénario :



Les résultats de la Figure IV.17 montrent que le bus 1 décide de décaler la recharge pour la deuxième nuit du fait qu'il n'a pas de contrainte au jour J. On retrouve la même tendance que quand on optimise un seul BE pendant une recharge de nuit c'est-à-dire chercher à recharger le bus de manière progressive et arriver à des hautes valeurs de SoC le plus tard possible. Concernant le bus 2, du fait qu'on lui impose d'être rechargé à 100% la première nuit de recharge, il respecte cette contrainte et se recharge aussi de manière progressive pour arriver à des hautes valeurs de SoC le plus tard possible. On peut remarquer aussi que la puissance du bus 2 est moins importante que celle du bus 1 en fin de charge, cela pourrait être expliqué par le fait que le bus 2 aura toute une journée de vieillissement calendaire à SoC 100%, de ce fait il essaie beaucoup plus d'étaler sa puissance afin qu'il n'y ait pas de montée significative de température ce qui pourrait augmenter le vieillissement calendaire par la suite.

Au niveau de la variation de perte de capacité, on remarque que le vieillissement calendaire du bus 2 est beaucoup plus important que celui du bus 1 du fait que le bus 2 reste à des grandes valeurs de SoC le plus longtemps possible avec une température moyenne plus importante aussi. En supposant que ce scénario représente un cycle de charge (une recharge complète) et que durant chaque cycle on a les mêmes pertes, on retrouve une perte de capacité du bus 1 $Q_1=28\%/2000$ cycles qui représente presque la moitié de la perte de capacité du bus 2 $Q_2=48\%/2000$ cycles.

Cette simulation de ce scénario montre bien l'intérêt de garder la batterie à un SoC bas le plus longtemps possible quand elle est au repos.

Dans la section suivante, nous allons présenter les résultats de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'une flotte de BEs au dépôt d'Argenteuil.

Section 3. Résultats de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'une flotte de bus électriques au dépôt de bus d'Argenteuil

1. Introduction

Cette section du chapitre présente les résultats de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'une flotte de BEs appliquée au dépôt de bus d'Argenteuil. Nous présenterons les résultats de l'optimisation afin de minimiser le coût de la recharge ainsi que le vieillissement de batterie pour un BE. Deux méthodes différentes seront utilisées et comparées. La méthode couplée M3 qui utilise une approche Pareto avec des algorithmes génétiques et la méthode couplée M4 qui utilise une approche non Pareto avec une programmation non linéaire. La méthode M4 propose deux type de résolution. Une agrégation par pondération et une méthode deux phases (cf. chapitre III, section 1). Une étude technico-économique sera réalisée afin de mettre en avant la stratégie de recharge optimale par rapport à d'autres stratégies de référence. Finalement, une analyse de sensibilité sera faite afin d'estimer l'influence du modèle thermique et de la loi de vieillissement sur la stratégie optimale de recharge.

2. Résultats de l'optimisation multiobjectif de la recharge d'un bus électrique

Dans cette partie, on utilise l'optimisation multiobjectif afin de minimiser à la fois le coût de la recharge et le vieillissement de batterie d'un BE. Pour avoir un front de Pareto, il est nécessaire que les objectifs soient un minimum contradictoires. Dans notre cas, la recharge au plus tard possible, favorable au vieillissement en condition de climat tempéré, favorise en même temps des économies de coûts de par la coïncidence d'une grande partie des heures creuses avec la fin de période de recharge. De ce fait, nous avons changé la période de tarification heure creuse/ heure pleine de manière à ce que la minimisation du coût de recharge soit disjointe de la minimisation du vieillissement de la batterie, ce qui nécessitera la recherche d'un compromis. Le Tableau IV.12 présente les paramètres et contraintes d'optimisation :

Tableau IV.12 – Paramètres d'optimisation et contraintes d'exploitation : scénario 11

Recharge intelligente		Nombre de la flotte de bus : 1 BUS		
Nombre de recharge de nuit	1			
SoC initial	10 %			
Heure d'arrivée	t_0			
Heure de départ	t_{0+14h}			
Distance à parcourir	200 km			
SoC ciblé	100 %			
Méthodes d'optimisation	Pondération	Pondération	Pondération	
Puissance de recharge	$0 \rightarrow P_{max}$		$0 \rightarrow P_{max}$	
Solveur	NLP		NLP	
Fonction objectif	Coût de recharge + vieillissement de batterie			
Temps de calcul	2 min			
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max}$			
Température initiale batterie	25°C			
Vieillessement initiale batterie	0%			
Température ambiante	25 °C			
Prix du kWh d'électricité				
18:30 – 19:00 01:30 – 06:30	$Tarif_{Hpleines}$ €/kWh			
19:00 – 01:30 06:30 – 07:30	$Tarif_{Hcreuses}$ €/kWh			

On notera que pour la méthode par pondération et la méthode deux phases, les variables d'optimisation sont continues alors que pour NSGA-II les variables d'optimisation sont discrètes et ne peuvent prendre que trois valeurs (0 , $\frac{P_{max}}{2}$ ou P_{max}).

Les résultats de la Figure IV.18 montrent les résultats de l'optimisation multiobjectif des différentes approches pour une nuit de recharge. Le front de Pareto exprime le compromis entre le coût de la recharge et le vieillissement de la batterie et propose différentes solutions optimales. La solution entourée en vert représente une solution possible du front de Pareto. Afin de retrouver le front de Pareto avec la méthode de pondération simple (NLP pondération), on fait varier les coefficients de pondération entre [0 et 1] en optimisant à chaque fois la fonction objectif pondérée. Le nombre de variations du coefficient de pondération va dépendre du nombre de points que l'on souhaite retrouver dans le front de Pareto. Pour le front de Pareto de la méthode deux phases (NLP deux phases), on retrouve dans un premier temps les deux solutions extrêmes (solutions optimisant chacune un des deux objectifs) ; puis dans un second temps, la méthode recherche d'autres solutions supportées entre les solutions extrêmes à l'aide de pondérations entre les deux fonctions objectif. Cette seconde étape est répétée de manière itérative jusqu'à ce qu'on trouve un front de Pareto. (cf. chapitre 3, section 2, partie 4.2). Comme nous pouvons le voir sur la Figure

IV.18, le front de Pareto NSGA- II se rapproche du front NLP et explore une zone beaucoup plus vaste mais ne parvient pas à converger dans certaines zones, en particulier pour l'objectif de vieillissement de la batterie. Ceci est dû à la discrétisation de la variable d'optimisation ($(0, \frac{P_{max}}{2}, P_{max})$) dans l'approche NSGA-II. Les approches non Pareto sont plus performantes pour générer un front de Pareto optimal mais ne permettent pas de retrouver les solutions dominées¹⁸.

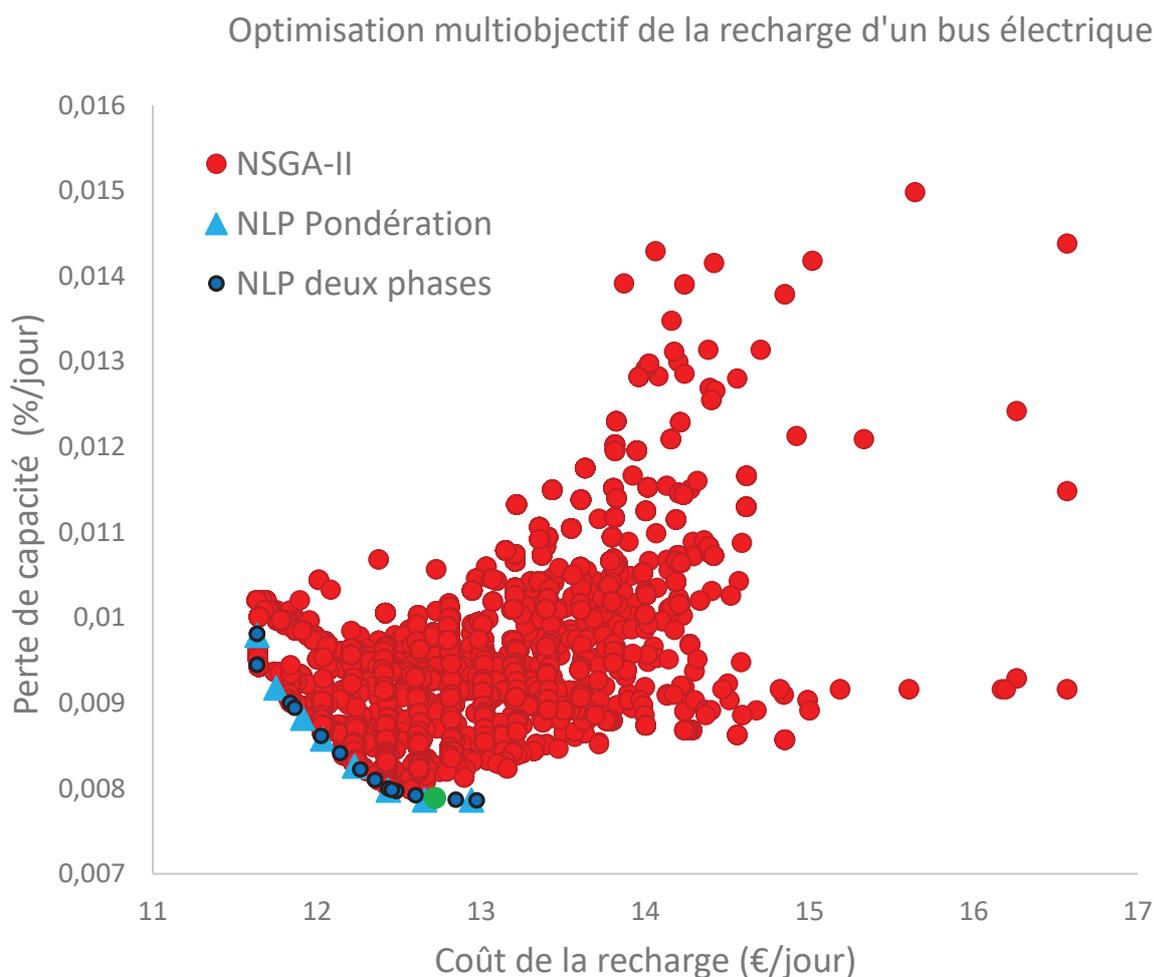


Figure IV.18 – Front de Pareto : coût de recharge et vieillissement de batterie : scénario 11

Nous allons choisir une solution qui se situe plutôt au bord du front de Pareto et qui minimise les deux objectifs en priorisant le vieillissement (cf. Figure IV.18, solution colorée en vert). Cette solution a été présentée sur la Figure IV.19.

¹⁸ Les solutions dominées sont les solutions qui ne sont pas sur le front Pareto optimal

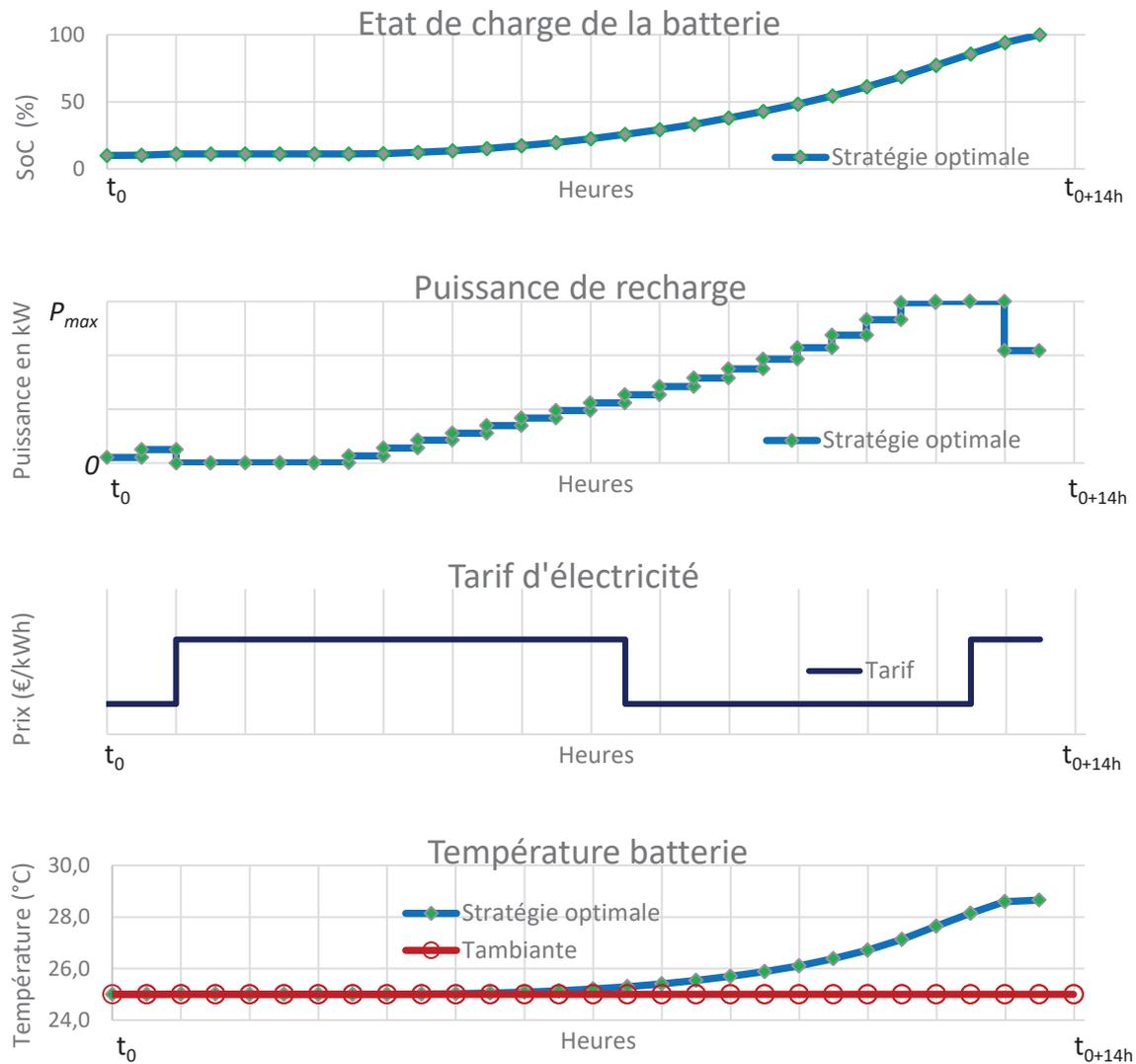


Figure IV.19 – Optimisation multiobjectif du coût de recharge et vieillissement d'un BE : scénario 11

On remarque bien que la stratégie optimale choisie parmi les solutions du front de Pareto va prioritairement minimiser le vieillissement de la batterie en retrouvant la tendance de recharger progressivement et de manière à rester le moins longtemps possible à des grandes valeurs de SoC. La recharge à une faible puissance au début permettra de profiter du créneau en heures creuses même si cela n'avantage pas la fonction de vieillissement mais provient du compromis avec l'objectif coût de la recharge. L'optimisation sur une flotte de 10 bus a montré que les deux approches non Pareto convergent plus rapidement que NSGA-II. Pour NSGA-II, le temps de calcul augmente de manière importante en fonction de la taille de la flotte. Dans notre cas, dès qu'on passe à une flotte de 4 BEs, l'algorithme NSGA-II n'arrive plus à converger au bout de 200 générations. Le temps de calcul pour cette méthode est présenté dans le Tableau V.3 de l'Annexe J.

3. Analyse technico-économique de la stratégie de recharge optimale comparée à des stratégies de référence

Dans cette partie, nous allons reprendre la stratégie optimale trouvée auparavant pour l'optimisation multiobjectif du coût de la recharge et du vieillissement de la batterie (cf. Figure IV.18 solution colorée en vert) pour une température ambiante de 25°C (scénario été). Cette stratégie sera comparée à trois stratégies de recharge typiques en présentant dans un premier temps les résultats de l'optimisation pour une nuit de recharge, puis une analyse technico-économique sur une longue période d'exploitation.

Les trois stratégies de recharge typiques sont :

- La stratégie dite « **Gloutonne** » qui représente un comportement typique où le BE est chargé avec une puissance maximale dès son retour au dépôt, en ignorant les coûts de recharge et le vieillissement de la batterie, jusqu'à ce qu'il soit complètement chargé.
- La stratégie dite « **Moyenne** » qui représente un comportement typique où le bus est chargé avec une puissance moyenne pendant toute la durée de la recharge.
- La stratégie dite « **Retardée** » qui représente un comportement typique dans lequel la recharge à puissance maximale du bus est décalée le plus tard possible.

D'autres stratégies de charge ont été comparées dans la littérature [60], [172]. Dans ce travail, nous avons comparé les résultats de notre stratégie aux trois stratégies typiques mentionnées précédemment, car elles sont faciles à mettre en œuvre.

Ces solutions seront projetées sur une longue période d'exploitation du véhicule en supposant que chaque jour les mêmes stratégies de recharge sont utilisées. La partie vieillissement durant le roulage du bus ne sera pas prise en compte, seul l'effet du vieillissement de nuit ($t_0 \rightarrow t_{0+14h}$) est considéré. L'évaluation du vieillissement a été faite en simulant chaque jour les stratégies de recharge présentées et en calculant la perte de capacité journalière tout en considérant les effets des vieillissements antérieurs. Nous avons gardé la même stratégie de recharge optimale durant toute l'exploitation car la stratégie ne change pas même si la batterie vieillit.

Afin que le bus puisse toujours réaliser sa vacation malgré un vieillissement de la batterie, nous allons supposer que le bus arrive au dépôt à un SoC de 30% et non pas 10%. De cette manière,

même avec une perte de capacité au-delà de 20%, le bus fera toujours la même vacation et son SoC d'arrivée au dépôt sera toujours positif (cf. Figure IV.20).

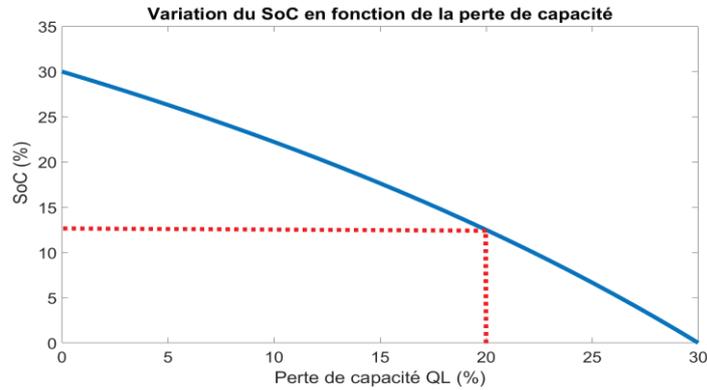


Figure IV.20 – Simulation de la variation du SoC initial en fonction de la perte de capacité

Le tableau ci-dessous présente les paramètres et contraintes de simulation pour les différentes stratégies :

Tableau IV.13 – Paramètres de simulation et contraintes d'exploitation

Recharge intelligente	Nombre de la flotte de bus : 1 BUS	
SoC initial jour J	30 %	
Heure d'arrivée jour J	t_0	
Heure de départ jour J+1	t_{0+14h}	
Distance à parcourir jour J+1	200 km	
SoC ciblé jour J+1	100 %	
Puissance de recharge	$0 \rightarrow P_{max}$	
Puissance souscrite	$P_{souscrite} = P_{max}$	
Température initiale batterie	25 °C	
Vieillessement initiale batterie	0%	
Température ambiante	Scénario été	Scénario hiver
	25 °C	0°C

La Figure IV.21 présente les résultats de la simulation des stratégies de recharge pendant une nuit de recharge. Comme on l'a vu dans le scénario 11, la stratégie optimale établit un équilibre avantageux entre les effets du SoC et de la température pour minimiser le vieillissement de la batterie. Elle va tenter de rester sur des valeurs basses de SoC (comme la stratégie « **Retardée** ») tout en évitant des pics de puissance qui entraînerait une surchauffe de la batterie (comme la stratégie « **Moyenne** »).

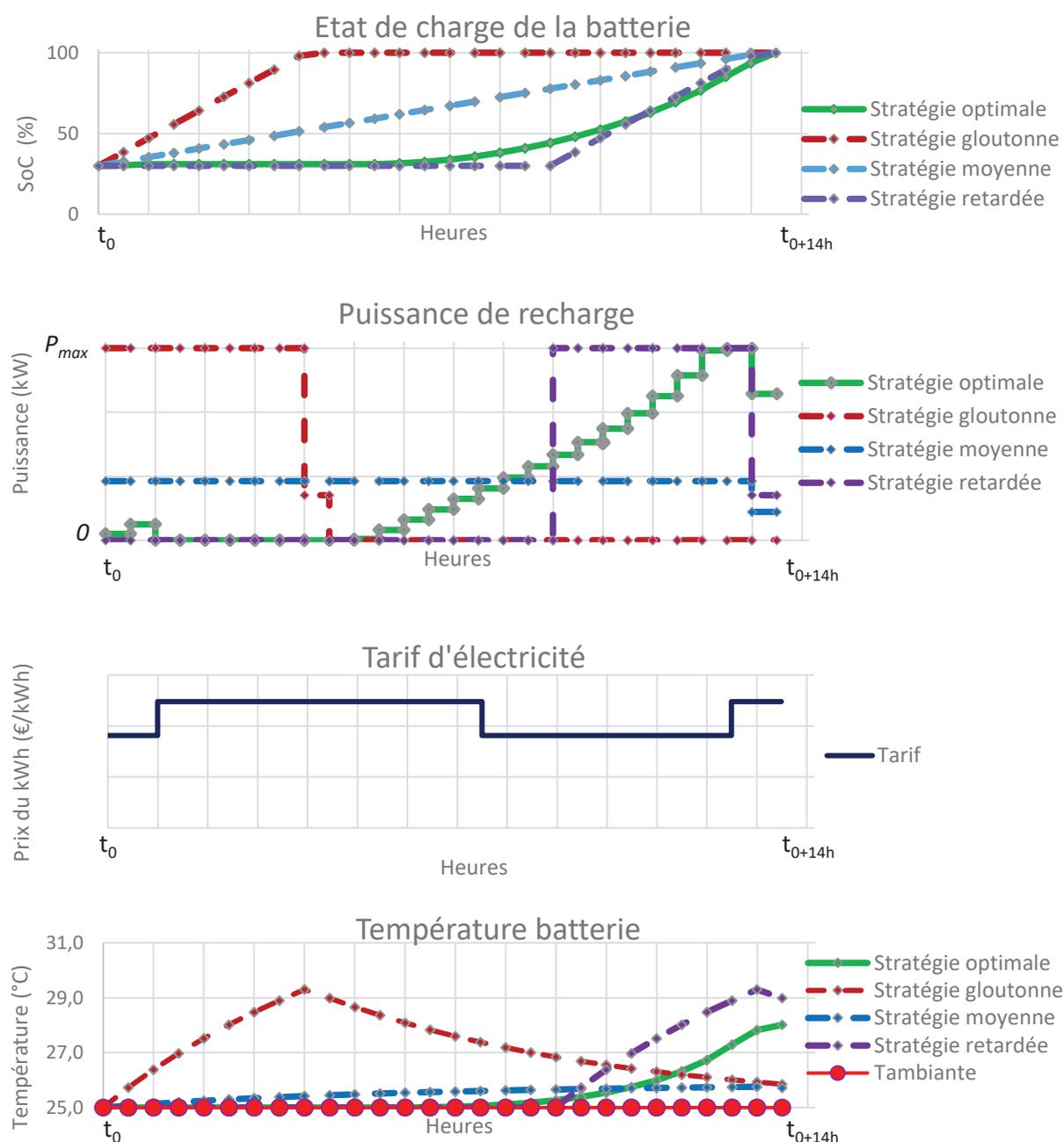


Figure IV.21 – Comparaison de la stratégie optimale avec des stratégies de recharge typiques

Après avoir présenté la simulation des stratégies de recharge pendant une recharge de nuit, dans l'étude qui suit, nous allons simuler les stratégies de recharge sur une durée d'exploitation équivalente à 20% de perte de capacité. Deux scénarios *été/hiver* ont été simulés. Pour le scénario *été* où la température est égale à 25°C, nous avons utilisé les stratégies de recharges présentées sur la Figure IV.21. Pour le scénario *hiver* où la température est égale à 0°C, nous avons optimisé la stratégie optimale pour un jour et nous l'avons simulé sur une longue durée avec les stratégies de référence. La Figure IV.22 présente la durée d'exploitation à 20% de perte de capacité pour les différentes stratégies pour les deux scénarios *hiver/été*.

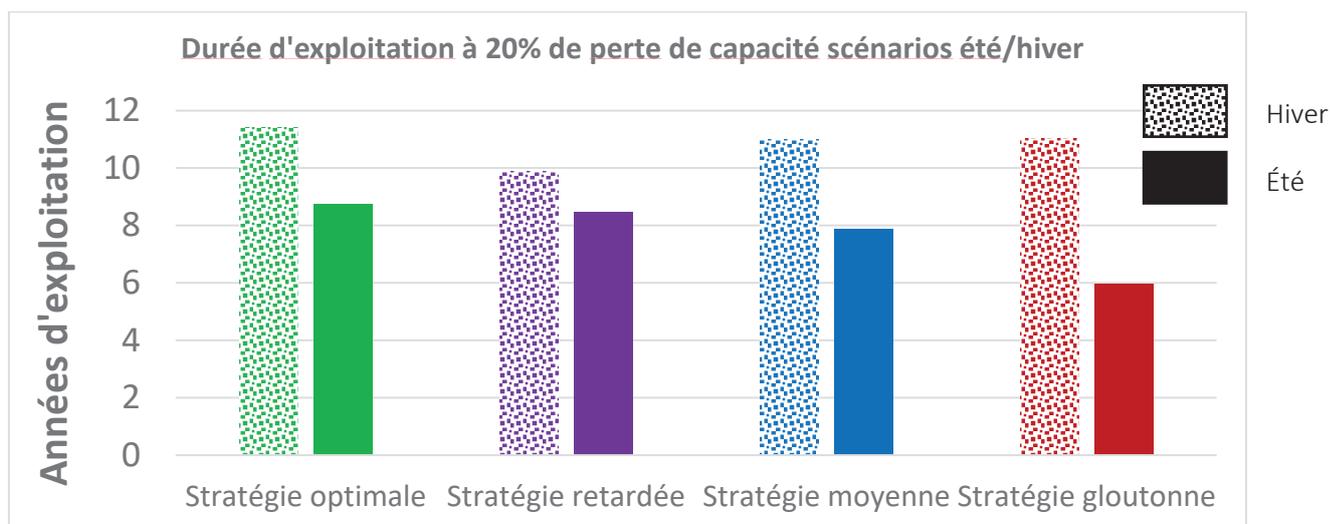


Figure IV.22 – Durée d'exploitation à 20% de perte de capacité pour les différentes stratégies scénarios hiver/été

Les résultats de la simulation présentés sur la Figure IV.22 montrent que la stratégie optimale est la seule stratégie qui permet de s'adapter aux différents scénarios. Pour le cas *hiver*, comme on a vu dans la partie 2.2.3 la stratégie optimale consiste à charger la batterie le plutôt possible de manière dégressive ce qui explique que la stratégie dite « **Gloutonne** » et « **Moyenne** » restent à un niveau satisfaisant par rapport à la stratégie optimale en exploitant la batterie 11 ans avant d'arriver à 20% de perte de capacité. Sur la base de notre simulation, si l'opérateur de bus utilise la stratégie dite « **Retardée** », il doit remplacer sa batterie au bout de 10 ans d'exploitation. Pour le cas *été*, comme on a vu dans la partie 2.2.2 la stratégie optimale consiste à charger la batterie le plutôt tard de manière progressive ce qui explique que la stratégie dite « **Retardée** » et « **Moyenne** » restent à un niveau satisfaisant par rapport à la stratégie optimale en exploitant la batterie 9 ans avant d'arriver à 20% de perte de capacité. La stratégie dite « **Gloutonne** » n'est plus adaptée dans ce scénario. Il est à noter que les résultats d'optimisation dépendent fortement du modèle de vieillissement électrothermique de la batterie (cf. chapitre IV, section 3, partie 4).

Pour illustrer les économies potentielles, nous allons exprimer le coût d'exploitation sur 10 ans pour le scénario été. Le coût d'exploitation représente la somme du coût de recharge et du coût de vieillissement de la batterie. Le coût de vieillissement de la batterie représente le coût de remplacement de la batterie réparti sur toute sa durée de vie.

Coût d'exploitation = Coût de recharge + Coût de vieillissement

$$\text{Coût de recharge} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m p_{i,j} \cdot \Delta t \cdot c_j \quad (\text{IV.8})$$

$$\text{Coût de vieillissement} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \frac{\Delta Q_{L_{i,j}}}{1 - Q_{EoL}} \cdot Bat_{prix} \cdot E_{bat\ i,j}$$

$p_{i,j}$ désigne la puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j (kW), Δt représente le pas de temps de 30 min (h), c_j représente le prix de l'électricité pendant la plage horaire j (€/kWh), $\Delta Q_{L_{i,j}}$ est la variation de perte de capacité d'un BE i pendant une plage horaire j (p.u./jour) obtenue à partir de l'équation (IV.7), Q_{EoL} est la capacité en fin de vie (p.u), Bat_{prix} est le coût de la batterie (€/ kWh) et $E_{bat\ i,j}$ est la quantité d'énergie chargée dans la batterie d'un BE i pendant une plage horaire j (kWh).

L'usage veut que la fin de la première vie débute lorsque la batterie atteint 80% de sa capacité nominale, ce qui représente un Q_{EoL} de 0.2 p.u (20%). Le prix de la batterie a été fixé à 500 €. kWh^{-1} . La référence [173] proposait un coût de batterie Li-ion compris entre 500 et 2500 \$. kWh^{-1} . D'autres recherches [174] ont proposé un coût du pack complet de batterie Li-ion pour les VE compris entre 250 et 360 \$. kWh^{-1} pour 2015, entre 200 et 250 \$. kWh^{-1} pour 2020 et entre 150 et 200 \$. kWh^{-1} pour 2025. L'incertitude relative à l'estimation des coûts des cellules lithium-ion dépend de plusieurs facteurs. Une valeur moyenne de 500 €. kWh^{-1} a été choisie dans cette étude comme exemple réaliste (ce qui semble plus acceptable).

Tableau IV.14 – Paramètres de la batterie

Paramètres	Valeurs
Q_{EoL} : Perte de capacité en fin de vie	0.2 p.u
Prix de la batterie	500 €. kWh^{-1}

La Figure IV.23 présente le coût d'exploitation de la batterie durant 10 ans d'exploitation pour les différents scénarios. Des barres d'incertitudes ont été rajoutées et représentent les variations possibles du prix des batteries.

Les résultats de la simulation illustrés sur la Figure IV.23 montrent que la stratégie optimale permet de minimiser à la fois le coût de la recharge ainsi que le coût de vieillissement. Cette stratégie permet de trouver un coût d'exploitation de 220 k€. Le coût de vieillissement est de 176 k€. Si nous supposons que le pack batterie coûte 155 k€ (311kWh pour 500 €/kWh) cela revient à remplacer le pack batterie une fois et commencer à utiliser le deuxième pack. La barre d'erreur représente une variation du coût de vieillissement en fonction de la variation du prix de la batterie (200 et 800€/kWh). Les stratégies dites « **Retardée** » et « **Moyenne** » entraînent plus de coût d'exploitation mais restent à un niveau satisfaisant. La stratégie dite « **Gloutonne** » entraîne un coût d'exploitation significative. Il convient de noter que les résultats d'optimisation dépendent fortement de la formulation et des valeurs des paramètres du modèle de vieillissement ainsi que du modèle électrothermique de la batterie. La dernière partie traitera de la sensibilité des résultats aux paramètres du modèle.

Coût d'exploitation du bus électrique durant 10 ans

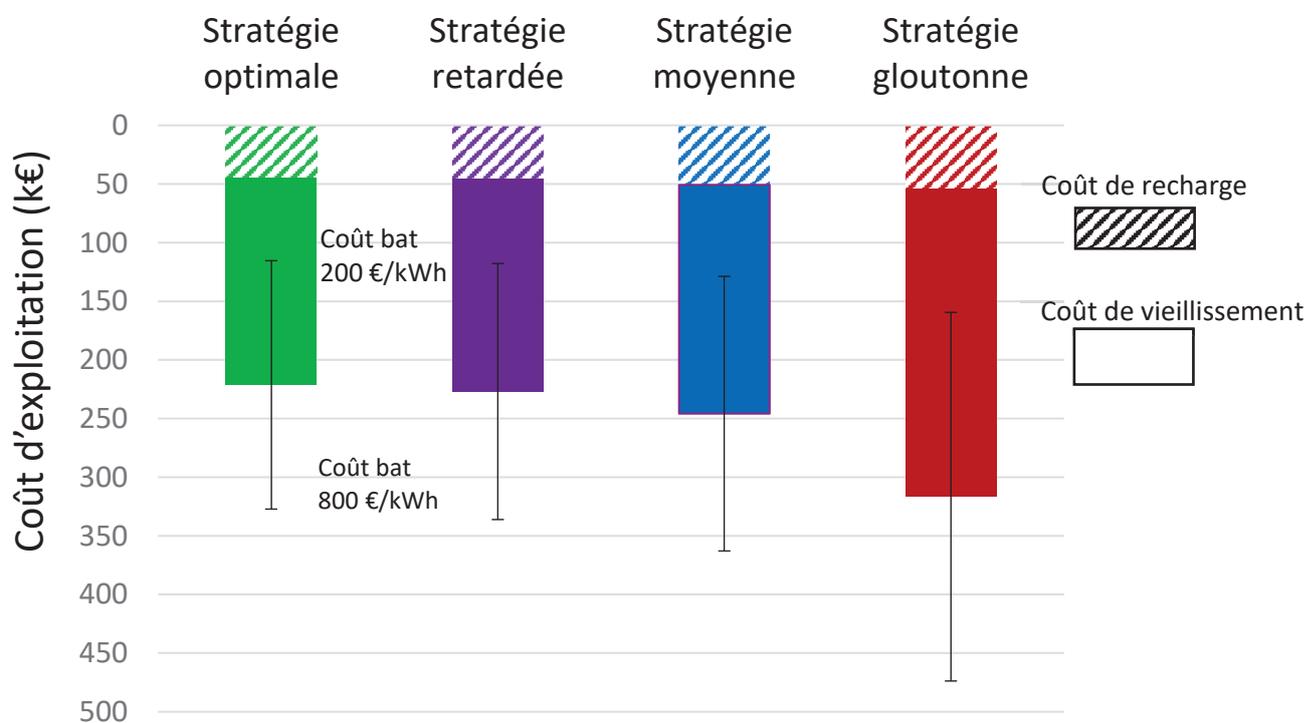


Figure IV.23 – Coût d'exploitation durant 10 ans d'exploitation

4. Etude de sensibilité de la stratégie de recharge aux paramètres des modèles

Dans cette dernière partie, nous allons étudier la sensibilité des stratégies optimales de minimisation du vieillissement à certains paramètres de nos modèles ainsi que les conséquences de leurs variations sur les différents résultats. Dans un premier temps nous allons analyser l'influence des paramètres du modèle thermique de la batterie sur la stratégie de recharge. Ensuite l'influence du SoC et de la température dans le modèle de vieillissement va être aussi étudiée.

4.1 Analyse de l'influence de la capacité thermique

Deux autres valeurs de capacité thermique (CP2 et CP3) ont été choisies pour comparer leurs résultats à celui du modèle thermique adopté jusque-là. L'optimisation se fait avec les mêmes contraintes d'exploitation que dans la partie 3 correspondants au scénario 11. Le tableau ci-dessous représente les valeurs choisies pour la capacité thermique.

Tableau IV.15 – Valeurs de la capacité thermique de la batterie

Paramètres	Valeurs
Capacité thermique CP1	900 J.kg ⁻¹ .K ⁻¹
Capacité thermique CP2	2000 J.kg ⁻¹ .K ⁻¹
Capacité thermique CP3	500 J.kg ⁻¹ .K ⁻¹

La Figure IV.24 représente les résultats d'optimisation du vieillissement de la batterie d'un BE en faisant varier la capacité thermique. D'après la Figure IV.24, on remarque qu'il y a une légère différence entre les 3 solutions qui gardent toutefois la même tendance. La solution avec CP3 (faible) commence à charger plus tôt. L'impact se voit surtout sur les valeurs de température de la batterie où la solution avec une chaleur massique plus élevée CP2 chauffe le moins alors que la solution avec une chaleur massique faible CP3 engendre un échauffement plus rapide de la batterie. La capacité thermique ne semble pas jouer beaucoup sur la forme de la puissance dans ce scénario. Par contre le vieillissement, directement lié à la température sera d'autant plus rapide quand la température est élevée. De ce fait, nous allons nous intéresser aussi au coefficient de convection dans la partie qui suit.

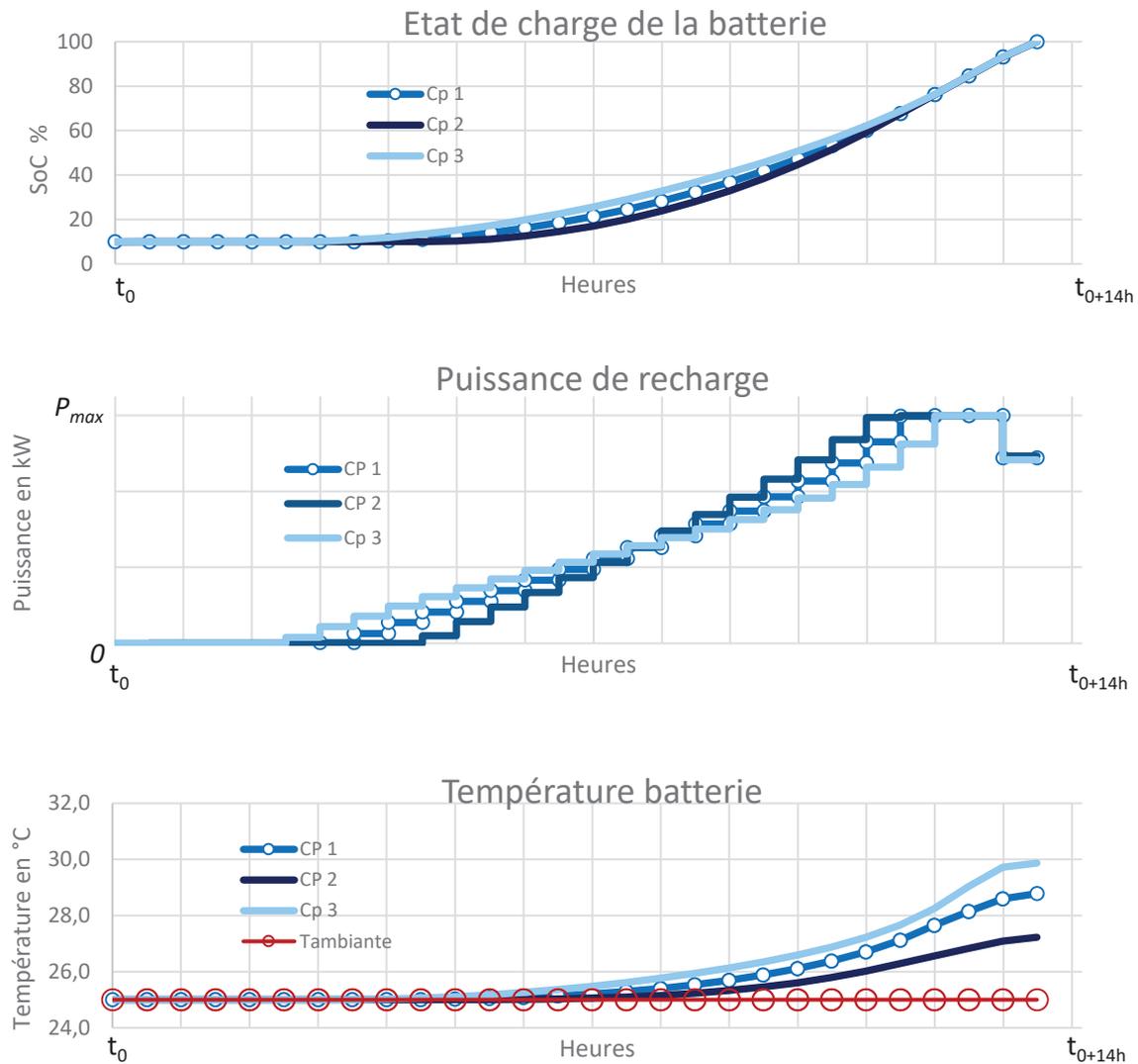


Figure IV.24 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de capacité thermique

4.2 Analyse de l'influence du coefficient de convection

On s'intéresse à l'influence des transferts thermiques vers l'air ambiant sur la stratégie de recharge optimale. On a comparé deux autres valeurs de coefficient de convection à notre modèle thermique qui suppose qu'on n'a pas d'isolation thermique, sans convection à air forcé ni système de refroidissement. Le coefficient de convection plus élevé h_2 correspond à une moindre isolation de la batterie et à plus d'échanges thermiques avec l'extérieur. Au contraire le coefficient de convection plus faible h_3 représente une isolation plus forte de la batterie et moins d'échange thermiques avec l'extérieur. L'optimisation se fait avec les mêmes contraintes d'exploitation que

dans la partie 3 mais cette fois-ci durant un scénario hiver où la température ambiante est fixée à -20°C . Le tableau ci-dessous représente les valeurs choisies pour le coefficient de convection.

Tableau IV.16 – Valeurs du coefficient de convection de la batterie

Paramètres	Valeurs
Coefficient de convection h1	$5 \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-1}$
Coefficient de convection h2	$15 \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-1}$
Coefficient de convection h3	$1 \text{ W.m}^{-2}.\text{K}^{-1}$
Capacité thermique CP	$900 \text{ J.kg}^{-1}.\text{K}^{-1}$

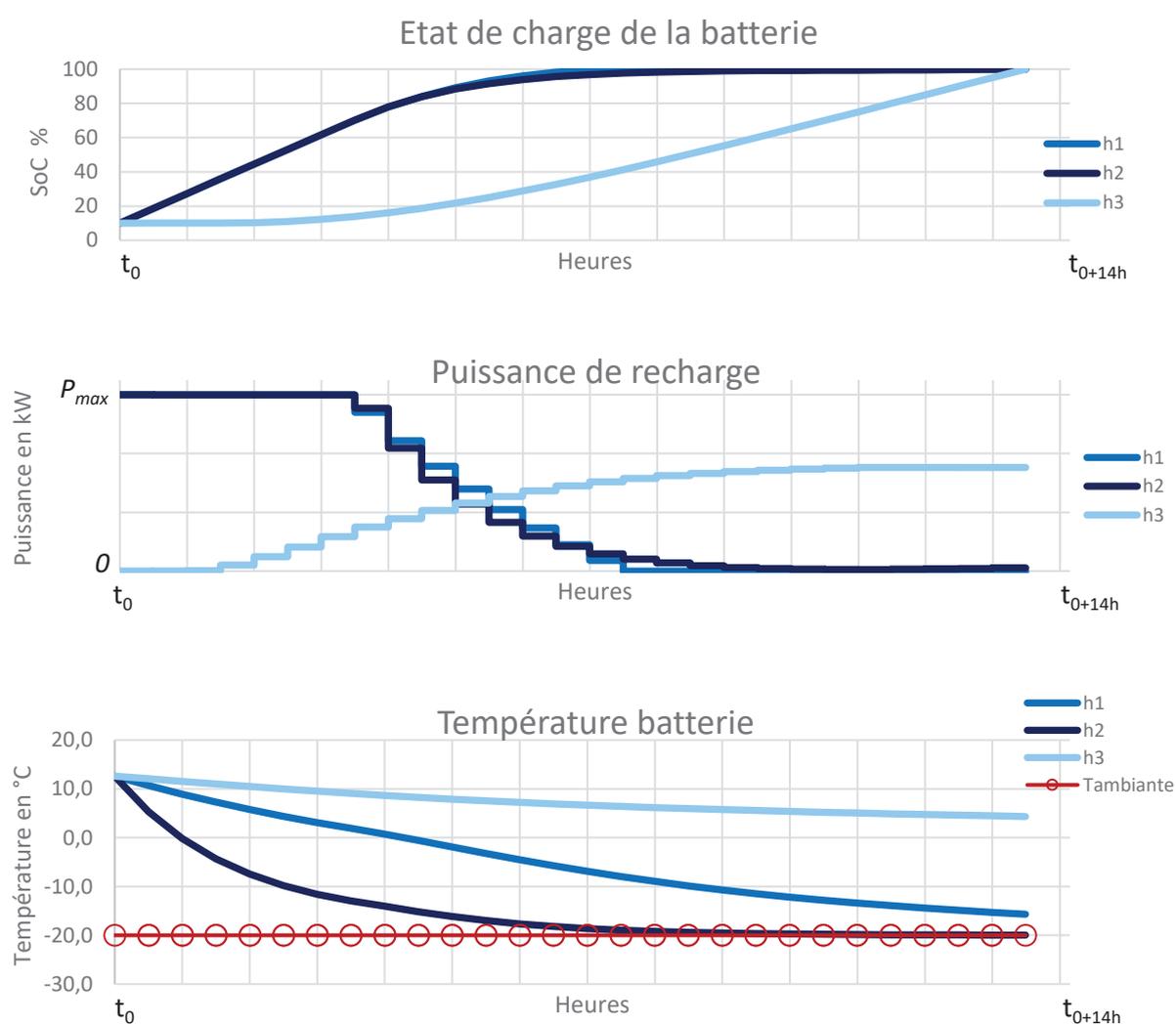


Figure IV.25 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de coefficient de convection

La Figure IV.25 représente les résultats d'optimisation du vieillissement de la batterie d'un BE en faisant varier le coefficient de convection. On remarque que dans le scénario choisi, la stratégie de charger « le plus tôt possible dans les jours de grand froid » est optimale pour les deux cas (h1 et h2) avec une légère différence au moment de la diminution progressive de puissance. Par contre la stratégie de charger le plus tôt possible n'est pas optimale pour une batterie bien isolée avec un coefficient de convection h3. L'algorithme propose dans ce cas, une montée de puissance progressive jusqu'à arriver aux alentours des $\frac{P_{max}}{2}$ afin de ne pas avoir de fortes montées en température surtout que la température de la batterie varie peu avec l'extérieur. Néanmoins, un faible h3 ne serait pas approprié à d'autres conditions d'utilisation parce que cela impliquera que pendant l'usage de la batterie, la chaleur générée par celle-ci aurait du mal à être dissipée ce qui peut engendrer des surchauffes favorisant la dégradation de la batterie pendant son utilisation.

4.3 Analyse de l'influence de l'état de charge et de la température

Le modèle complet de vieillissement calendaire + cyclage prend en compte l'effet du SoC et celui de la température (cf. équation (IV.7)). Des facteurs qui quantifient cet effet ont été identifiés et calibrés à partir de lois empiriques. Cette identification nous a permis de trouver pour une batterie lithium-ion LFP une valeur de 1,02 pour le paramètre B qui est directement lié à l'effet du SoC. Cette même identification nous a permis de trouver pour une batterie lithium-ion LFP une valeur de 33217 pour le paramètre E_a qui est directement lié à l'effet de la température. Dans le cas des technologies NMC, le paramètre B a été identifié dans l'étude [155].

Nous allons dans un premier temps faire varier le paramètre B afin d'augmenter ou de diminuer l'influence du SoC sur la stratégie de recharge optimale. Par la suite, nous allons faire varier E_a de manière à augmenter ou diminuer l'influence relative de la température.

La variation de ces paramètres aura un impact sur le calcul du vieillissement. De ce fait, une phase de normalisation aurait pour but de tester l'algorithme avec des « amplitudes » de vieillissement similaires, pour garder une homogénéité dans le calcul du vieillissement. Le tableau ci-dessous représente les variations du paramètre B :

Tableau IV.17 – Valeurs du paramètre B de SoC

Paramètres	Valeurs
B1	1.02
B2	0.1
B3	3

La Figure IV.26 représente les résultats d'optimisation du vieillissement de la batterie d'un BE en faisant varier le paramètre B. On remarque que plus le coefficient B augmente (B3) plus l'influence du SoC augmente, on essaye de chauffer plus et on passe moins de temps à des valeurs de SoCs plus élevées.

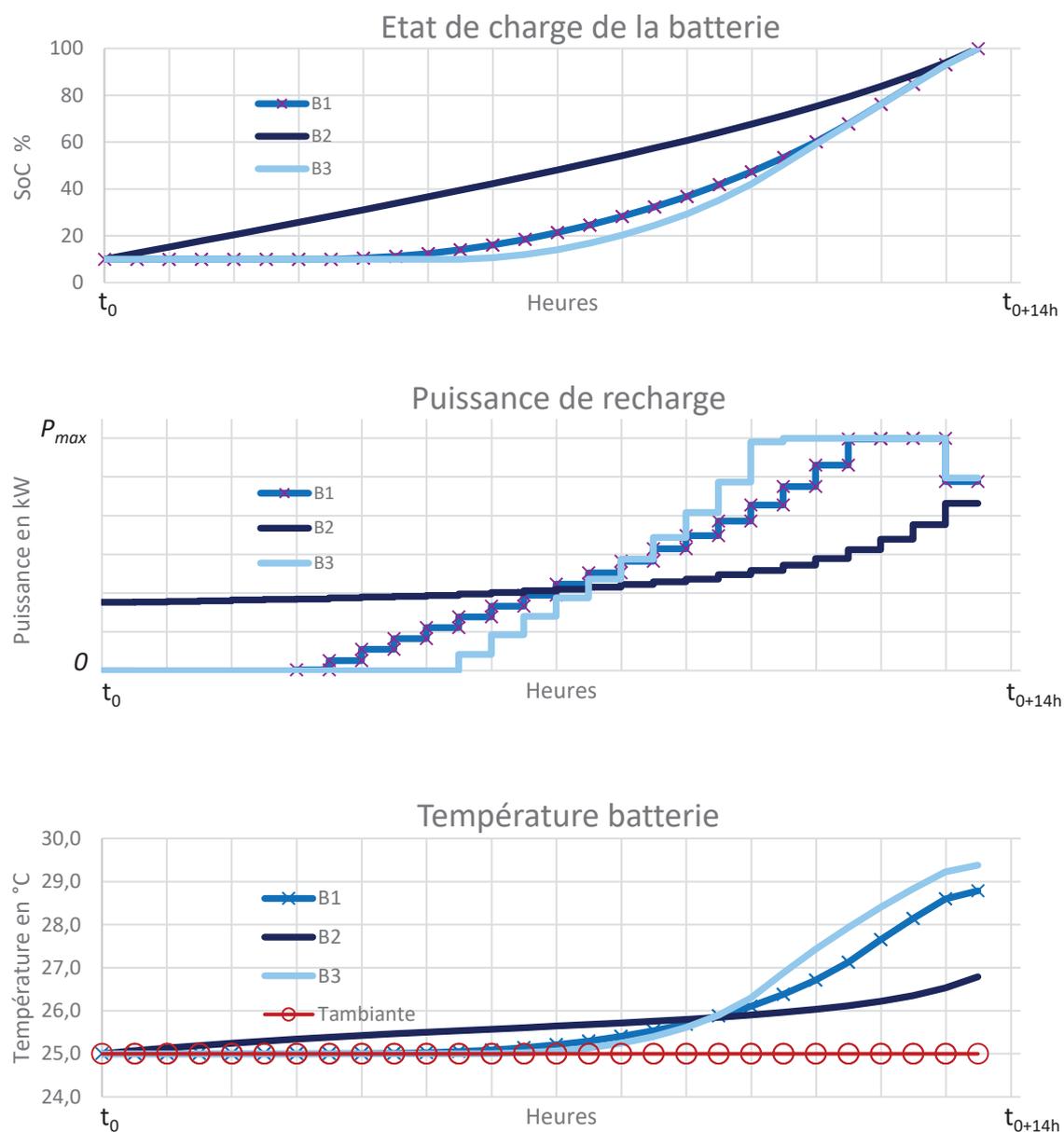


Figure IV.26 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de B

Le tableau ci-dessous représente les variations du paramètre E_a :

Tableau IV.18 – Valeurs du paramètre E_a

Paramètres	Valeurs
E_{a1}	33217
E_{a2}	15000
E_{a3}	50000

La Figure IV.27 représente les résultats d'optimisation du vieillissement de la batterie d'un BE en faisant varier le paramètre E_a . On remarque que le fait d'augmenter E_a va réduire l'influence de la température et de ce fait cela va générer des stratégies de recharge qui restent le plus longtemps possible sur des valeurs de SoC basses (E_{a3}). Au contraire, diminuer le paramètre E_a va rendre la température prépondérante dans la fonction objectif, ce qui explique le fait de minimiser la température comme le présente le cas E_{a2} .

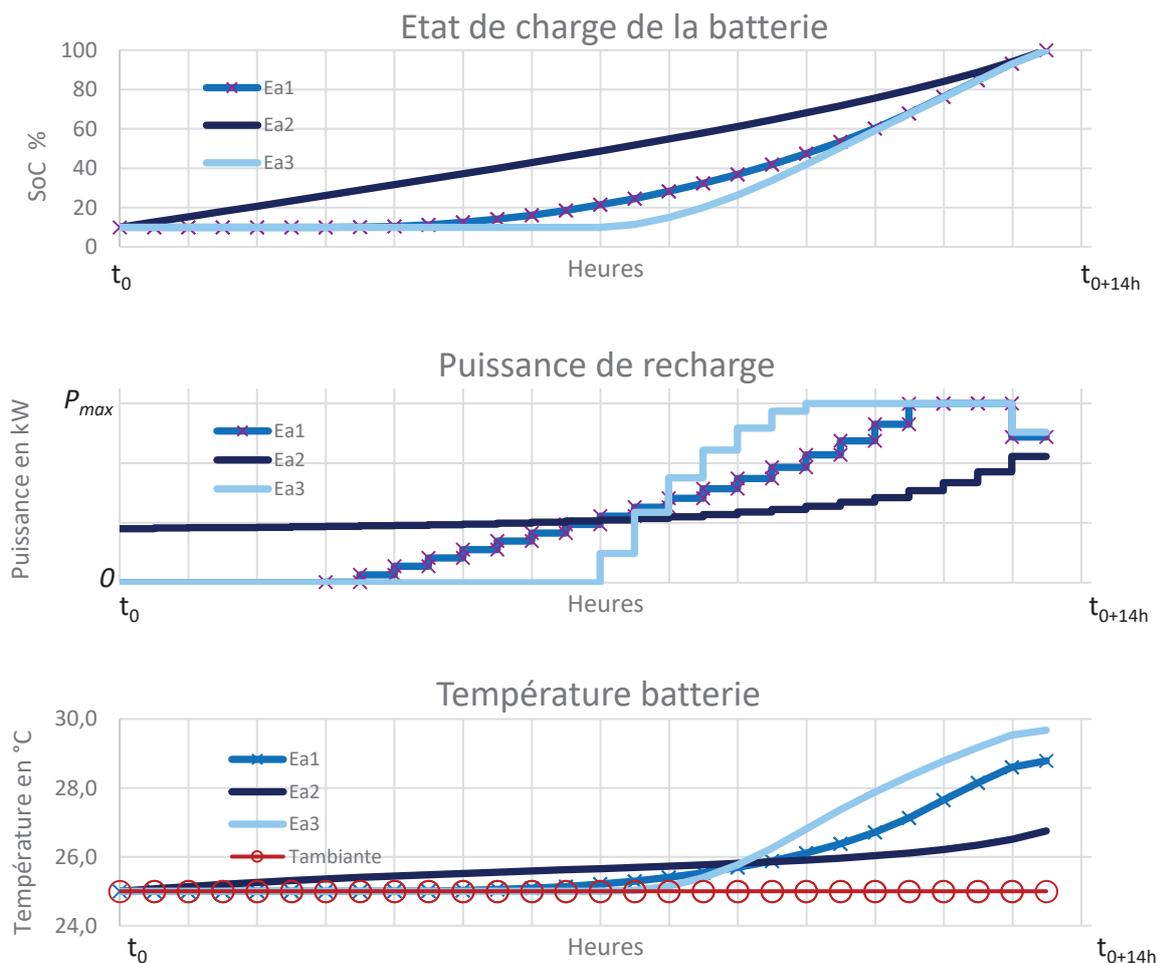


Figure IV.27 – Stratégies optimales afin de minimiser le vieillissement pour différentes valeurs de E_a

Conclusion du chapitre IV

Dans cette dernière section, nous avons présenté un cas d'étude afin d'illustrer notre méthodologie d'optimisation multiobjectif de la recharge intelligente d'une flotte de BEs. L'optimisation mono-objectif de la fonction coût de la recharge avec la programmation linéaire a donné de bons résultats. En particulier cette méthode est très rapide et applicable à des problèmes à grande échelle (grand nombre de BEs). Nous avons pu mettre en œuvre différents scénarios d'exploitation. L'algorithme répond bien aux différentes contraintes de chaque scénario. En fonction des scénarios, on a vu que l'algorithme cherche toujours à charger durant les heures creuses tout en respectant toutes les contraintes. Le scénario 5 nous a permis de voir que l'outil d'optimisation peut aussi servir comme outil de dimensionnement en optimisant la puissance souscrite. L'algorithme a pu recharger une flotte de 10 BEs en respectant une puissance souscrite de 200 kW tout en minimisant le coût de la recharge.

L'optimisation mono-objectif de la fonction de vieillissement de la batterie avec la programmation non linéaire a donné des résultats logiques et présente des résultats cohérents pour une flotte de 10 BEs au bout de 10 min de temps de calcul. Le passage à des flottes à grande échelle est faisable mais nécessite plus de temps de calcul.

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du vieillissement ont montré que pour le vieillissement purement calendaire, la stratégie de recharge optimale va chercher à recharger le bus de manière progressive et arriver à des hautes valeurs de SoC le plus tard possible. L'optimisation mono-objectif du vieillissement complet y compris le cyclage a montré sensiblement la même tendance que celle trouvée pour le modèle de vieillissement purement calendaire pour des conditions de température modérées à chaudes.

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du vieillissement complet durant l'hiver ont montré que l'algorithme décide de charger la batterie le plus tôt possible à une puissance maximale afin de garder la batterie à des températures positives. Dans ce scénario, on a pu remarquer que le vieillissement calendaire devient négligeable face au vieillissement en cyclage à très basse température.

Les résultats de l'optimisation mono-objectif du vieillissement complet durant l'été ont montré que l'algorithme reprend à peu près la même tendance que pour le cas purement calendaire. L'algorithme décide d'attendre afin que la température de la batterie baisse, ce qui revient à se situer dans une zone où le vieillissement est minimum.

L'optimisation multiobjectif (coût de la recharge, vieillissement de la batterie) a donné des résultats convaincants pour l'optimisation de recharge d'un BE. Deux approches ont été mises en œuvre et proposent différentes solutions exploitables. La première approche dite non Pareto utilise deux méthodes différentes et ne permet de retrouver que des solutions non dominées c'est-à-dire le Front de Pareto optimal. La deuxième approche, de Pareto, avec NSGA-II va exploiter un espace de recherche plus vaste afin de trouver les solutions non dominées qui représentent le front de Pareto mais aussi des solutions dominées. Les approches de non Pareto restent plus efficaces que NSGA-II en terme de génération du Front de Pareto optimal du fait que la discrétisation de la variable d'optimisation pour NSGA-II ne permet pas d'aller chercher des valeurs minimales. Par contre NSGA-II permet d'avoir une diversité de solutions en explorant un espace de recherche plus vaste. Le passage à une flotte de bus plus grande s'avère un peu plus compliqué que dans le cas du mono-objectif mais permet d'avoir des résultats satisfaisants pour l'approche non Pareto. L'approche Pareto avec NSGA-II n'arrive pas à converger dans le cas d'une flotte plus grande.

L'analyse technico-économique nous a montré que la stratégie optimale est la seule stratégie qui permet de s'adapter aux différents scénarios été/hiver. La stratégie de recharge dans le scénario été a permis d'utiliser la batterie sur 9 ans d'exploitation avant de devoir la changer alors que la stratégie gloutonne (recharge au plus tôt avec puissance maximale) par exemple entrainera un changement de la batterie au bout de 6 ans d'exploitation (chiffres relatifs au scénario considéré et aux différents modèles adoptés). Une projection économique dans le scénario été (toujours à prendre dans le contexte) a montré que la stratégie optimale présente un coût d'exploitation total (coût de recharge + coût de vieillissement) aux alentours des 220 k€. Ce coût peut varier entre 115 k€ et 325 k€ en fonction du prix de la batterie. Les stratégies dites « **Retardée** » et « **Moyenne** » entraînent plus de coût mais restent à un niveau satisfaisant. La stratégie dite « **Gloutonne** » entraîne une perte de capacité significative et un coût total de 317 k€ (varie entre 165 k€ et 475 k€ en fonction du prix de la batterie). Il est à noter que les résultats d'optimisation dépendent fortement de la formulation et des valeurs des paramètres du modèle de vieillissement ainsi que du modèle électrothermique de la batterie.

Finalement, une étude de sensibilité a bien montré que tous nos résultats de simulation dépendent plus ou moins fortement des paramètres thermiques utilisés dans la modélisation de la batterie ainsi que des paramètres de la loi de vieillissement mise en œuvre. Nous avons remarqué que l'influence de la capacité thermique n'est pas très importante au niveau du résultat de la stratégie de recharge, par contre la valeur du coefficient de convection h a une influence significative sur l'élévation de température de la batterie. En d'autres termes, si la valeur de h était trop grande, la batterie pourrait dissiper trop de chaleur, ce qui conduirait à de mauvaises performances du système et donc un changement de stratégie de recharge. Par contre un faible coefficient de convection h ne serait pas approprié à d'autres conditions d'utilisation parce que cela impliquera que pendant l'usage de la batterie, la chaleur générée pas celle-ci aurait du mal à être dissipée ce qui peut engendrer des surchauffes favorisant la dégradation de la batterie pendant son utilisation. L'influence entre l'état de charge et la température de batterie dans la fonction de vieillissement a aussi été analysé. Les variations des paramètres B (pour la partie SOC) et E_a (température) vont mettre en avant la dominance de l'une ou l'autre des deux variables ce qui va changer la stratégie de recharge en conséquence

Conclusion générale

Le déploiement de BEs à grande échelle est une tâche difficile à gérer. D'une part, cela aura un impact important sur le système électrique et d'autre part, le coût de la batterie d'un BE reste le principal inconvénient. Les opérateurs de transport en commun sont de plus en plus intéressés par la réduction des coûts d'exploitation, en particulier des coûts liés à la recharge et au remplacement de la batterie. Les travaux de thèse ont permis de développer un outil d'optimisation de recharge intelligente afin de limiter les problématiques liées aux réseaux électriques, d'optimiser le fonctionnement de la station de recharge et de minimiser les coûts d'exploitation d'une flotte de BEs (coût de la recharge + vieillissement de la batterie). Une méthodologie d'optimisation a été présentée et utilise différentes méthodes d'optimisation selon le type d'optimisation (mono-objectif ou multiobjectif), le critère d'optimisation (minimiser le coût de la recharge, minimiser le vieillissement des batteries, minimiser les pertes du réseau électrique...) et selon les contraintes à respecter. Un modèle « multi-mécanisme de vieillissement » de la batterie basée sur la loi d'Eyring a été développé et a permis de prendre en compte les différents mécanismes et facteurs de vieillissement. Cette loi peut s'adapter à différentes technologies de batterie et différentes lois empiriques. L'optimisation de la recharge des flottes de BEs de petite et de grande taille a été étudiée et optimisée selon différents scénarios et objectifs. Des scénarios extrêmes ont montré que la stratégie de recharge optimale peut suivre des tendances différentes.

Deux nouvelles approches d'optimisation multiobjectif ont été testées à savoir la méthode de pondération ainsi que la méthode deux phases. Ces méthodes ont été comparées avec les algorithmes génétiques en présentant un temps de calcul plus rapide et un meilleur front de Pareto.

L'analyse technico-économique a montré que pour des conditions normales de fonctionnement ($T=25^{\circ}\text{C}$) avec de légères contraintes, la stratégie optimale est la stratégie la plus rentable comparée aux stratégies de recharge de référence. D'après notre scénario, la stratégie de recharge permet d'utiliser la batterie sur 9 ans d'exploitation avant de devoir la changer. De plus, grâce à l'optimisation multiobjectif, ce scénario a permis aussi de faire des économies sur le coût de la recharge.

Perspectives

Les perspectives peuvent être classées selon trois volets :

Perspectives : Outil d'optimisation

Différents types d'applications peuvent s'intégrer à l'outil d'optimisation. Notamment le déploiement de flotte de VEs avec une gestion couplée avec les énergies renouvelables ou le véhicule électrique peut alimenter le réseau en fonction des besoins du système électrique (avec un modèle bidirectionnel) en lui offrant un service de flexibilité.

L'optimisation stochastique n'est pas à exclure de l'outil d'optimisation du fait que nous devons estimer plusieurs paramètres du BE afin de l'optimiser. Une procédure d'autocorrection a été développée avec la programmation linéaire et consiste à corriger en temps réels les erreurs d'estimation.

D'autres fonctions objectifs seront à intégrer à l'outil d'optimisation tel que : la minimisation des contraintes physiques sur le réseau électrique de distribution (congestions, harmoniques, chutes de tension, vieillissement des transformateurs et les pertes joules, etc...). L'évolution du tarif d'électricité est à prendre en compte dans le calcul du coût de la recharge.

Une interface avec l'outil FDS (Feuille De Service : qui affecte les services des bus et des agents de conduite) afin d'organiser le service véhicule devra être complètement développée.

Perspectives : Modélisation

Les modèles utilisés dans notre outil n'ont pas encore été validés expérimentalement pour l'application visée dans cette thèse. Une validation du modèle électrique et thermique de la batterie devra être faite afin de se caler sur des données mesurées dans notre étude de cas ou de récupérer d'autres données de mesures de différents types de bus et technologies de batteries afin d'avoir un outil d'optimisation général et non pas spécifique. Le modèle complet de vieillissement pourra prendre en compte le vieillissement de la batterie quand le bus est en roulage.

Perspectives : Optimisation

La fin de charge doit également être étudiée, en particulier la phase charge à tension constante qui pourrait avoir un impact sur les créneaux horaires nécessaires à une recharge complète.

Nomenclatures

Liste des acronymes	Description
GES	Gaz à effet de serre
Li-ion	Lithium-ion
BEs	Bus électriques
VEs	Véhicules électriques
NSGA-II	<i>Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II</i>
SQP	<i>Sequential quadratic programming</i>
PL	Programmation linéaire
PQ	Programmation quadratique
PNL	Programmation non linéaire
PLNE	Programmation linéaire en nombres entiers
LFP	Lithium Fer Phosphate, chimie d'électrode positive
NMC	Lithium Nickel Manganèse Cobalt, chimie d'électrode positive
PLC	<i>Power line communication</i>

Liste des symboles	Description (unité)
<u>Modèle électrique de la batterie</u>	
SoC	<i>State of Charge</i> , état de charge de la batterie (%)
$SoC_{initial}$	Etat de charge du bus une fois arrivé au dépôt (%)
SoC_{cible}	Etat de charge du bus une fois la recharge terminée (%)
R_{bat}	Résistance de la batterie (Ω)
I_{bat}	Courant de la batterie (A)
U_{bat}	Tension de la batterie (V)
E_{bat}	Quantité d'énergie à transmettre au bus électrique (kWh)
SoH	<i>State of Health</i> , état de santé de la batterie (%)
OCV_{bat}	<i>Open circuit voltage</i> , tension à vide de la batterie (V)
\overline{OCV}_{bat}	<i>Open circuit voltage</i> , tension à vide moyenne de la batterie (V)
C_{bat}	Capacité totale de la batterie (Ah)
P_{bat}	Puissance fournie par la batterie (kW)
P_{conv}	Puissance fournie par le convertisseur (kW)
η_{ch}	Rendement du chargeur (%)
$\bar{\eta}_{ch}$	Rendement moyen du chargeur (%)
η_{bat}	Rendement de la batterie (%)
$\bar{\eta}_{bat}$	Rendement moyen de la batterie (%)
<u>Modèle thermique de la batterie</u>	
Q_{gen}	Quantité de chaleur générée par la batterie (J)
C_{th}	Capacité thermique spécifique de la batterie ($J.K^{-1}$)
h	Coefficient de convection thermique ($W.m^{-2}.K^{-1}$)

R_{th}	Résistance thermique de convection (K.W ⁻¹)
S	Surface du pack batterie (m ²)
T	Température (K)
T_{amb}	Température ambiante (K)
T_{bat}	Température de la batterie (K)

Problème d'optimisation

P	Matrice de puissance de recharge du bus électrique (kW)
i	Indice qui représente le numéro du Bus
j	Indice qui représente la plage horaire
$p_{i,j}$	Puissance de charge d'un BE i pendant une plage horaire j (kW)
n	Nombre total de BEs
m	Nombre total de plages horaires
Δt	Pas de temps (h)
C	Matrice du prix de l'électricité
C_j	Prix de l'électricité pendant la plage horaire j (€/kWh)
α_1	Facteur de pondération pour le coût de la recharge
α_2	Facteur de pondération pour le vieillissement de la batterie
A_s	Matrice de contrainte d'inégalité
A_e	Matrice de contrainte d'égalité
A_n	Matrice de contrainte d'égalité
p_{max}	Puissance maximale souscrite

Modèle de vieillissement de la batterie

SoC	<i>State of Charge</i> , état de charge de la batterie (p.u)
$\dot{Q}_L; \frac{dQ_L}{dt}$	Variation de la perte de capacité (p.u./jour)
Q_L	Perte de capacité de la batterie (p.u)
E_a	Energie d'activation de la réaction (eV)
$E_{a,cal}; E_{a,c}; E_{a,f}$	Energie d'activation de la réaction (J.mol ⁻¹)
k	Constante de Boltzmann (eV/K)
Q_a	Quantité disponible de la charge (p.u)
I	Courant de charge exprimée en ($C_{rate} = p.u.heure^{-1}$)
A	Coefficient pré-exponentiel (p.u/jour)
$A_{2,cal}; A_{2,c}; A_{2,f}$	Coefficient pré-exponentiel (p.u/jour)
$C_{cal}; C_c; C_f$	Coefficient d'influence du courant (heure. p.u ⁻¹)
$B; B'$	Coefficient d'influence d'état de charge (Q_a, SoC) (p.u ⁻¹)
T_r	Température de référence (K)
T	Température de la batterie (K)
b	Coefficient
c	Coefficient
z	Coefficient de temps
R	Constante des gaz parfait (J.mol ⁻¹ .K ⁻¹)
Q_{EoL}	Capacité en fin de vie de la batterie (p.u)
Bat_{prix}	Prix de la batterie (€.kWh ⁻¹)

Bibliographie

- [1] « Émissions nationales de gaz à effet de serre », *Données et études statistiques pour le changement climatique, l'énergie, l'environnement, le logement, et les transports*. [URL](#).
- [2] « Paquet sur le climat et l'énergie à l'horizon 2020 », *Action pour le climat - European Commission*, 23-nov-2016. [URL](#).
- [3] « Bus 2025 : l'ambitieux Plan de la RATP pour un parc 100% propre - Bus | RATP ». [URL](#).
- [4] « Les grandes dates de l'électricité | EDF France ». [URL](#).
- [5] « Production nationale annuelle par filière (2012 à 2018) ». [URL](#).
- [6] « Production – Production totale : RTE Bilan électrique 2018 ». [URL](#).
- [7] « La consommation d'électricité en chiffres », *EDF France*, 20-juill-2015. [URL](#).
- [8] « Organisation du service public de l'électricité en France ». [URL](#).
- [9] « Présentation des réseaux d'électricité ». [URL](#).
- [10] « Eco2mix Consommation », *RTE France*, 22-sept-2014. [URL](#).
- [11] « Electricity price statistics - Statistics Explained ». [URL](#).
- [12] H. Turker, « Véhicules électriques Hybrides Rechargeables : évaluation des Impacts sur le Réseau électrique et Stratégies Optimales de recharge ». Thèse de Doctorat, Université de Grenoble, 2012.
- [13] « Pile à hydrogène octobre 2002 », *Site de science et partage !*. [URL](#).
- [14] « Electric Bus Technology Research Report | MRCagney ». [URL](#).
- [15] E. Ignatev, « Performance Degradation Modelling and Techno-Economic Analysis of Lithium-Ion Battery Energy Storage Systems ». Master thesis, Lappeenranta University of Technology, 2016.
- [16] E. R. Iglesias, « Étude du vieillissement des batteries lithium-ion dans les applications "véhicule électrique" : combinaison des effets de vieillissement calendaire et de cyclage », Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard Lyon 1, 2017.
- [17] « Types of Lithium-ion Batteries – Battery University ». [URL](#).
- [18] I. Belharouak, G. M. Koenig, et K. Amine, « Electrochemistry and safety of Li₄Ti₅O₁₂ and graphite anodes paired with LiMn₂O₄ for hybrid electric vehicle Li-ion battery applications ☆ | Semantic Scholar », vol. 196, n° 23, p. 10344_10350, 2011.
- [19] A. DELAILLE *et al.*, « SIMCAL Project: calendar aging results obtained on a panel of 6 commercial Li-ion cells », in *2013 224ème Electrochemical Energy Summit de l'Electrochemical Society*, San Fransisco, United States, 2013, p. 1 p.
- [20] J. Vetter *et al.*, « Ageing mechanisms in lithium-ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 147, n° 1, p. 269-281, sept. 2005.
- [21] J. Wang *et al.*, « Cycle-life model for graphite-LiFePO₄ cells », *J. Power Sources*, vol. 196, n° 8, p. 3942-3948, avr. 2011.
- [22] E-CUBE Strategy Consultants, « Le bus : première conquête de l'électromobilité, Revue de la compétitivité et du déploiement du bus électrique en Europe à horizon 2025 ». [URL](#).
- [23] « Electric Buses in Cities: Driving Towards Cleaner Air and Lower CO₂ », *BloombergNEF*, 10-avr-2018. [URL](#).
- [24] IEA, « Global EV Outlook 2018 ». [URL](#).
- [25] « How Did Shenzhen, China Build World's Largest Electric Bus Fleet? | World Resources Institute ». [URL](#).
- [26] L. Poon, « How China Took Charge of the Electric Bus Revolution », *CityLab*. [URL](#).
- [27] « Electric buses arrive on time | Transport & Environment ». [URL](#).

- [28] S. Shengyang, « Trends and challenges in electric-bus development in China – Sustainable Transport in China », 2018. [URL](#).
- [29] « The European electric bus market is charging ahead, but how will it develop? | McKinsey ». [URL](#).
- [30] « New CEM campaign aims for goal of 30% new electric vehicle sales by 2030 ». [URL](#).
- [31] « ZeEUS eBus Report #2, An updated overview of electric buses in Europe », 2017. [URL](#).
- [32] « Île-de-France Mobilités et la RATP lancent la transition énergétique des bus », *Île-de-France Mobilités*, 2018. [URL](#).
- [33] « Electro-mobility: Transdev expertise », *Transdev Australasia*. [URL](#).
- [34] « Changement climatique et effet de serre – Tableaux de l'Économie Française | Insee ». [URL](#).
- [35] « Émission de CO2 par activité | Insee ». [En ligne]. [URL](#).
- [36] « LE LIVRE VERT DU TRANSPORT ROUTIER DE MARCHANDISES - ppt télécharger ». [URL](#).
- [37] « Efficacité énergétique et environnementale du transport fluvial de marchandis... », *ADEME*. [URL](#).
- [38] « La CATP actualise l'étude comparative des différentes motorisations en intégrant l'électrique et les nouvelles énergies », *Centrale d'Achat du Transport Public*, 2017. [URL](#).
- [39] « Chiffres clés du transport - édition 2019 ». [URL](#).
- [40] « La capacité de production est stable à 130 GW : Bilan électrique 2017 ». [URL](#).
- [41] J. García-Villalobos, I. Zamora, J. I. San Martín, F. J. Asensio, et V. Aperribay, « Plug-in electric vehicles in electric distribution networks: A review of smart charging approaches », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 38, p. 717-731, oct. 2014.
- [42] G. T. Heydt, « The Impact of Electric Vehicle Deployment on Load Management Strategies », *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. PAS-102, n° 5, p. 1253-1259, mai 1983.
- [43] J. A. P. Lopes, F. J. Soares, et P. M. R. Almeida, « Integration of Electric Vehicles in the Electric Power System », *Proc. IEEE*, vol. 99, n° 1, p. 168-183, janv. 2011.
- [44] E. Sortomme, M. M. Hindi, S. D. J. MacPherson, et S. S. Venkata, « Coordinated Charging of Plug-In Hybrid Electric Vehicles to Minimize Distribution System Losses », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 2, n° 1, p. 198-205, mars 2011.
- [45] H. Morais, T. Sousa, Z. Vale, et P. Faria, « Evaluation of the electric vehicle impact in the power demand curve in a smart grid environment », *Energy Convers. Manag.*, vol. 82, p. 268-282, juin 2014.
- [46] C. Wu, H. Mohsenian-Rad, J. Huang, et J. Jatskevich, « PEV-based combined frequency and voltage regulation for smart grid », in *2012 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies (ISGT)*, Washington, DC, USA, 2012, p. 1-6.
- [47] N. Leemput, F. Geth, J. Van Roy, J. Büscher, et J. Driesen, « Reactive power support in residential LV distribution grids through electric vehicle charging », *Sustain. Energy Grids Netw.*, vol. 3, p. 24-35, sept. 2015.
- [48] P. Li, P. Degobert, B. Robyns, et B. Francois, « Participation in the Frequency Regulation Control of a Resilient Microgrid for a Distribution Network », *International Journal of Integrated Energy Systems*, vol. 1, p. 5, 2009.
- [49] S. Bashash, S. J. Moura, J. C. Forman, et H. K. Fathy, « Plug-in hybrid electric vehicle charge pattern optimization for energy cost and battery longevity », *J. Power Sources*, vol. 196, n° 1, p. 541-549, janv. 2011.
- [50] B. Lunz, Z. Yan, J. B. Gerschler, et D. U. Sauer, « Influence of plug-in hybrid electric vehicle charging strategies on charging and battery degradation costs », *Energy Policy*, vol. 46, p. 511-519, juill. 2012.
- [51] C. Guenther, B. Schott, W. Hennings, P. Waldowski, et M. A. Danzer, « Model-based investigation of electric vehicle battery aging by means of vehicle-to-grid scenario simulations », *J. Power Sources*, vol. 239, p. 604-610, oct. 2013.
- [52] A. Marongiu, M. Roscher, et D. U. Sauer, « Influence of the vehicle-to-grid strategy on the aging behavior of lithium battery electric vehicles », *Appl. Energy*, vol. 137, p. 899-912, janv. 2015.

-
- [53] Z. Ma, J. Jiang, W. Shi, W. Zhang, et C. C. Mi, « Investigation of path dependence in commercial lithium-ion cells for pure electric bus applications: Aging mechanism identification », *J. Power Sources*, vol. 274, p. 29-40, janv. 2015.
- [54] M. Dietmannsberger, « Modelling the Electrification of Bus Depots using Real Data: Consequences for the Distribution Grid and Operational Requirements », *1st E-Mobility Power System Integration Symposium*, p. 8, oct. 2017.
- [55] A. Marongiu, M. Roscher, et D. U. Sauer, « Influence of the vehicle-to-grid strategy on the aging behavior of lithium battery electric vehicles », *Appl. Energy*, vol. 137, p. 899-912, janv. 2015.
- [56] J. Schoch, J. Gaerttner, A. Schuller, et T. Setzer, « Enhancing electric vehicle sustainability through battery life optimal charging », *Transp. Res. Part B Methodol.*, vol. 112, p. 1-18, juin 2018.
- [57] H. E. Perez, X. Hu, S. Dey, et S. J. Moura, « Optimal Charging of Li-Ion Batteries With Coupled Electro-Thermal-Aging Dynamics », *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 66, n° 9, p. 7761-7770, sept. 2017.
- [58] W. Su et M.-Y. Chow, « Computational intelligence-based energy management for a large-scale PHEV/PEV enabled municipal parking deck », *Appl. Energy*, vol. 96, p. 171-182, août 2012.
- [59] O. Sundstrom et C. Binding, « Flexible Charging Optimization for Electric Vehicles Considering Distribution Grid Constraints », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, n° 1, p. 26-37, mars 2012.
- [60] M. Alonso, H. Amaris, J. Germain, et J. Galan, « Optimal Charging Scheduling of Electric Vehicles in Smart Grids by Heuristic Algorithms », *Energies*, vol. 7, n° 4, p. 2449-2475, avr. 2014.
- [61] F. Rücker, I. Bremer, S. Linden, J. Badedo, et D. U. Sauer, « Development and Evaluation of a Battery Lifetime Extending Charging Algorithm for an Electric Vehicle Fleet », *Energy Procedia*, vol. 99, p. 285-291, nov. 2016.
- [62] E. Galván-López, T. Curran, J. McDermott, et P. Carroll, « Design of an autonomous intelligent Demand-Side Management system using stochastic optimisation evolutionary algorithms », *Neurocomputing*, vol. 170, p. 270-285, déc. 2015.
- [63] A. Di Giorgio, F. Liberati, et S. Canale, « Electric vehicles charging control in a smart grid: A model predictive control approach », *Control Eng. Pract.*, vol. 22, p. 147-162, janv. 2014.
- [64] M. Aziz, T. Oda, et M. Ito, « Battery-assisted charging system for simultaneous charging of electric vehicles », *Energy*, vol. 100, p. 82-90, avr. 2016.
- [65] J. Hu, H. Morais, T. Sousa, et M. Lind, « Electric vehicle fleet management in smart grids: A review of services, optimization and control aspects », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 56, p. 1207-1226, avr. 2016.
- [66] M. Rinaldi, F. Parisi, G. Laskaris, A. D'Ariano, et F. Viti, « Optimal dispatching of electric and hybrid buses subject to scheduling and charging constraints », in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, p. 41-46.
- [67] Y. Gao, S. Guo, J. Ren, Z. Zhao, A. Ehsan, et Y. Zheng, « An Electric Bus Power Consumption Model and Optimization of Charging Scheduling Concerning Multi-External Factors », *Energies*, vol. 11, n° 8, p. 2060, août 2018.
- [68] A. Jahic, M. Eskander, et D. Schulz, « Charging Schedule for Load Peak Minimization on Large-Scale Electric Bus Depots », *Appl. Sci.*, vol. 9, n° 9, p. 1748, avr. 2019.
- [69] R. Guyot, B. Lasserre, J.-L. Vicente, L. Torcheux, et L. Martin, « Use of data for electric transport network optimization. Optimal charging at bus depots. », in *2019 32nd Electric Vehicle Symposium (EVS32) Lyon*, 2019, p. 12.
- [70] M. Jiang *et al.*, « Operation and Scheduling of Pure Electric Buses under Regular Charging Mode », in *2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2018, p. 1894-1899.
- [71] R.-C. Leou et J.-J. Hung, « Optimal Charging Schedule Planning and Economic Analysis for Electric Bus Charging Stations », *Energies*, vol. 10, n° 4, p. 483, avr. 2017.
- [72] Huimiao Chen *et al.*, « Coordinated charging strategies for electric bus fast charging stations », in *2016 IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, 2016, p. 1174-1179.

-
- [73] G. Wang, X. Xie, F. Zhang, Y. Liu, et D. Zhang, « bCharge: Data-Driven Real-Time Charging Scheduling for Large-Scale Electric Bus Fleets », in *2018 IEEE Real-Time Systems Symposium (RTSS)*, 2018, p. 45-55.
- [74] T. Zhu *et al.*, « An Optimized Energy Management Strategy for Preheating Vehicle-Mounted Li-ion Batteries at Subzero Temperatures », *Energies*, vol. 10, n° 2, p. 243, févr. 2017.
- [75] « Programmation pluriannuelle de l'énergie : quelle ambition ? », *Gouvernement.fr*. [URL](#).
- [76] H. Hachimi, « Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications », Thèse de Doctorat, Université Mohammed V - Agdal, 2013.
- [77] V. Reinbold, « Méthodologie de dimensionnement d'un moteur électrique pour véhicules hybrides : optimisation conjointe des composants et de la gestion d'énergie », Thèse de Doctorat, Université de Grenoble, 2014.
- [78] N. Di Cesare, « Development of a new metaheuristic method applied to topology optimization of structures and metamaterials », Thèse de Doctorat, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2016.
- [79] A. Rondepierre, « Méthodes numériques pour l'optimisation non linéaire déterministe. - PDF Téléchargement Gratuit », Thèse de Doctorat, INSA Toulouse, 2017.
- [80] N. Rotering et M. Ilic, « Optimal Charge Control of Plug-In Hybrid Electric Vehicles in Deregulated Electricity Markets », *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, n° 3, p. 1021-1029, août 2011.
- [81] P. Siarry, *Métaheuristiques - Patrick Siarry sur Chapitre.com ebooks – Le meilleur du livre numérique*, Livre, 2014. [URL](#).
- [82] O. Sundström et C. Binding, « Optimization Methods to Plan the Charging of Electric Vehicle Fleets », in *2010 Proceedings of the international conference on control, communication and power engineering*, 2010, p.28-29.
- [83] C. Jin, J. Tang, et P. Ghosh, « Optimizing Electric Vehicle Charging: A Customer's Perspective », *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 62, n° 7, p. 2919-2927, sept. 2013.
- [84] T. K. Kristoffersen, K. Capiion, et P. Meibom, « Optimal charging of electric drive vehicles in a market environment », *Appl. Energy*, vol. 88, n° 5, p. 1940-1948, mai 2011.
- [85] V. Nguyen, T. Tran-Quoc, S. Bacha, et B. Nguyen, « Charging strategies to minimize the peak load for an electric vehicle fleet », in *IECON 2014 - 40th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2014, p. 3522-3528.
- [86] K. Clement-Nyns, E. Haesen, et J. Driesen, « The Impact of Charging Plug-In Hybrid Electric Vehicles on a Residential Distribution Grid », *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 25, n° 1, p. 371-380, févr. 2010.
- [87] J. F. Franco, M. J. Rider, et R. Romero, « A Mixed-Integer Linear Programming Model for the Electric Vehicle Charging Coordination Problem in Unbalanced Electrical Distribution Systems », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, n° 5, p. 2200-2210, sept. 2015.
- [88] P. Balram, L. A. Tuan, et L. B. Tjernberg, « Modeling of regulating power market based on AC optimal power flow considering losses and electric vehicles », in *2013 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia)*, 2013, p. 1-6.
- [89] T. Sousa, H. Morais, J. Soares, et Z. Vale, « Day-ahead resource scheduling in smart grids considering Vehicle-to-Grid and network constraints », *Appl. Energy*, vol. 96, p. 183-193, août 2012.
- [90] S. Deilami, A. S. Masoum, P. S. Moses, et M. A. S. Masoum, « Real-Time Coordination of Plug-In Electric Vehicle Charging in Smart Grids to Minimize Power Losses and Improve Voltage Profile », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 2, n° 3, p. 456-467, sept. 2011.
- [91] A. Y. Saber et G. K. Venayagamoorthy, « Resource Scheduling Under Uncertainty in a Smart Grid With Renewables and Plug-in Vehicles », *IEEE Syst. J.*, vol. 6, n° 1, p. 103-109, mars 2012.
- [92] T. Sousa, Z. Vale, J. P. Carvalho, T. Pinto, et H. Morais, « A hybrid simulated annealing approach to handle energy resource management considering an intensive use of electric vehicles », *Energy*, vol. 67, p. 81-96, avr. 2014.

-
- [93] J. Soares, T. Sousa, H. Morais, Z. Vale, B. Canizes, et A. Silva, « Application-Specific Modified Particle Swarm Optimization for energy resource scheduling considering vehicle-to-grid », *Appl. Soft Comput.*, vol. 13, n° 11, p. 4264-4280, nov. 2013.
- [94] A. Grünewald, S. Hardt, M. Mielke, et R. Brück, « A decentralized charge management for electric vehicles using a genetic algorithm: Case study and proof-of-concept in Java and FPGA », in *2012 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2012, p. 1-7.
- [95] T. Sousa, H. Morais, Z. Vale, P. Faria, et J. Soares, « Intelligent Energy Resource Management Considering Vehicle-to-Grid: A Simulated Annealing Approach », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, n° 1, p. 535-542, mars 2012.
- [96] T. Ghanbarzadeh, S. Goleijani, et M. P. Moghaddam, « Reliability constrained unit commitment with electric vehicle to grid using Hybrid Particle Swarm Optimization and Ant Colony Optimization », in *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 2011, p. 1-7.
- [97] J. Fluhr, K.-H. Ahlert, et C. Weinhardt, « A Stochastic Model for Simulating the Availability of Electric Vehicles for Services to the Power Grid », in *2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences*, 2010, p. 1-10.
- [98] M. Ansari, A. T. Al-Awami, E. Sortomme, et M. A. Abido, « Coordinated bidding of ancillary services for vehicle-to-grid using fuzzy optimization », *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 6, n° 1, p. 261-270, janv. 2015.
- [99] B. Zhou *et al.*, « Real-world performance of battery electric buses and their life-cycle benefits with respect to energy consumption and carbon dioxide emissions », *Energy*, vol. 96, p. 603-613, févr. 2016.
- [100] A. Genovese, F. Ortenzi, et C. Villante, « On the energy efficiency of quick DC vehicle battery charging », *World Electric Vehicle Journal*, p. 570-576, 28-déc-2015.
- [101] S. M. Mousavi G. et M. Nikdel, « Various battery models for various simulation studies and applications », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 32, p. 477-485, avr. 2014.
- [102] S. Pelissier, « Introduction au vieillissement des batteries Lithium-ion et aux protocoles expérimentaux de test de durée de vie », *Rev. 3 E I*, n° 68, p. 6 p, janv. 2012.
- [103] R. Trigui, B. Jeanneret, et F. Badin, « Modélisation systémique de véhicules hybrides en vue de la prédiction de leurs performances énergétiques et dynamiques. Construction de la bibliothèque de modèles VEHLIB », *Rech. - Transp. - Sécurité*, vol. 21, n° 83, p. 129-150, juin 2004.
- [104] J. Jaguemont, L. Boulon, et Y. Dubé, « A comprehensive review of lithium-ion batteries used in hybrid and electric vehicles at cold temperatures », *Appl. Energy*, vol. 164, p. 99-114, févr. 2016.
- [105] J. Jaguemont, L. Boulon, et Y. Dube, « Characterization and Modeling of a Hybrid-Electric-Vehicle Lithium-Ion Battery Pack at Low Temperatures », *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 65, n° 1, p. 1-14, janv. 2016.
- [106] D. Bernardi, E. Pawlikowski, et J. Newman, « A General Energy Balance for Battery Systems », *J. Electrochem. Soc.*, vol. 132, n° 1, p. 5-12, janv. 1985.
- [107] C. Lin, S. Xu, Z. Li, B. Li, G. Chang, et J. Liu, « Thermal analysis of large-capacity LiFePO₄ power batteries for electric vehicles », *J. Power Sources*, vol. 294, p. 633-642, oct. 2015.
- [108] E. Redondo-Iglesias, P. Venet, et S. Pelissier, « Global Model for Self-Discharge and Capacity Fade in Lithium-Ion Batteries Based on the Generalized Eyring Relationship », *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 67, p. 104-113, janv. 2018.
- [109] J. Jaguemont, L. Boulon, P. Venet, Y. Dube, et A. Sari, « Lithium-Ion Battery Aging Experiments at Subzero Temperatures and Model Development for Capacity Fade Estimation », *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 65, n° 6, p. 4328-4343, juin 2016.
- [110] M. Petit, E. Prada, et V. Sauvart-Moynot, « Development of an empirical aging model for Li-ion batteries and application to assess the impact of Vehicle-to-Grid strategies on battery lifetime », *Appl. Energy*, vol. 172, p. 398-407, juin 2016.
- [111] E. Redondo-Iglesias, P. Venet, et S. Pelissier, « Eyring acceleration model for predicting calendar ageing of lithium-ion batteries », *J. Energy Storage*, vol. 13, p. 176-183, oct. 2017.

-
- [112] A. Berro, « Optimisation multiobjectif et stratégies d'évolution en environnement dynamique », Thèse de doctorat, Université Toulouse 1 Capitole, 2001.
- [113] C. Dhaenens, « Optimisation Combinatoire Multi-Objectif : Apport des méthodes coopératives et contribution à l'extraction de connaissances », Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2005.
- [114] V. Chantreau, « Approche multi-critère hybride pour les règles d'association : Application l'analyse des données de puces à adn. », Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille, 2004.
- [115] E. L. Ulungu et J. Teghem, « The two-phases method: An efficient procedure to solve biobjective combinatorial optimization problems », *J. Glob. Optim.*, vol. 20, n° 2, p. 149–165, 1995.
- [116] S. MAHDI et M. C. BATOCHE, « Optimisation Multiobjectif Par Un Nouveau Schéma De Coopération Méta/Exacte », Thèse de doctorat, Université Mentouri de Constantine, 2007.
- [117] H. Ishibuchi et T. Murata, « A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling », *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev.*, vol. 28, n° 3, p. 392-403, août 1998.
- [118] N. Srinivas et K. Deb, « Multiobjective Optimization Using Nondominated Sorting in Genetic Algorithms », *Evol. Comput.*, vol. 2, n° 3, p. 221-248, sept. 1994.
- [119] A. Hertz, B. Jaumard, C. C. Ribeiro, et W. P. Formosinho Filho, « A multi-criteria tabu search approach to cell formation problems in group technology with multiple objectives », *RAIRO - Oper. Res. - Rech. Opérationnelle*, vol. 28, n° 3, p. 303-328, 1994.
- [120] M. A. Ramos, M. Boix, L. Montastruc, et S. Domenech, « Multiobjective Optimization Using Goal Programming for Industrial Water Network Design », *Ind. Eng. Chem. Res.*, vol. 53, n° 45, p. 17722-17735, nov. 2014.
- [121] R. Madiouni, « Contribution à la synthèse et l'optimisation multi-objectif par essais particuliers de lois de commande robuste RST de systèmes dynamiques », Thèse de doctorat, Université Paris- Est, 2016.
- [122] A. Przybylski, X. Gandibleux, et M. Ehrgott, « Seek and Cut Algorithm Computing Minimal and Maximal Complete Efficient Solution Sets for the Biobjective Assignment Problem », Présentation, *PM2O*, Brest, 2004.
- [123] B. Ritzel, J. W. Eheart, et S. Ranjithan, « Using genetic algorithms to solve a multiple objective groundwater pollution containment problem », *Water Resources Research.*, vol. 30, n° 5, p. 1589-1603, may. 1994.
- [124] G. Mavrotas, « Effective implementation of the ϵ -constraint method in Multi-Objective Mathematical Programming problems », *Appl. Math. Comput.*, vol. 213, n° 2, p. 455-465, juill. 2009.
- [125] M. P. Fourman, « Compaction of Symbolic Layout Using Genetic Algorithms », in *Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms*, Hillsdale, NJ, USA, 1985, p. 141–153.
- [126] J. D. Schaffer, « Multiple Objective Optimization with Vector Evaluated Genetic Algorithms », in *Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms*, Hillsdale, NJ, USA, 1985, p. 93–100.
- [127] D. E. Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, 1st éd. Boston, MA, USA: Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., 1989.
- [128] E. Zitzler, M. Laumanns, et L. Thiele, « SPEA2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm », Eidgenössische Technische Hochschule Zürich (ETH), Institut für Technische Informatik und Kommunikationsnetze (TIK), Working Paper, 2001.
- [129] J. D. Knowles et D. W. Corne, « Approximating the Nondominated Front Using the Pareto Archived Evolution Strategy », *Evol. Comput.*, vol. 8, n° 2, p. 149-172, juin 2000.
- [130] K. Deb, S. Agrawal, A. Pratap, et T. Meyarivan, « A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization: NSGA-II », in *Parallel Problem Solving from Nature PPSN VI*, Berlin, Heidelberg, 2000, p. 849-858.

-
- [131] C. M. Fonseca et P. J. Fleming, « Genetic Algorithms for Multi-objective Optimization: Formulation, Discussion and Generalization. », in 1996 *The Fifth International Conference on Genetic Algorithms*, 1993, p. 416–426.
- [132] J. Horn, N. Nafpliotis, et D. E. Goldberg, « Multiobjective Optimization Using the Niche Pareto Genetic Algorithm », in 1994 *the First IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence*; 1994.
- [133] M. Esmaili et A. Goldoust, « Multi-objective optimal charging of plug-in electric vehicles in unbalanced distribution networks », *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 73, p. 644-652, déc. 2015.
- [134] V. N. Coelho *et al.*, « Multi-objective energy storage power dispatching using plug-in vehicles in a smart-microgrid », *Renew. Energy*, vol. 89, p. 730-742, avr. 2016.
- [135] O. S. Salah et A. Oulamara, « Simultaneous electric vehicles scheduling and optimal charging in the business context: case study », in *5th IET Hybrid and Electric Vehicles Conference (HEVC 2014)*, 2014, p. 1-6.
- [136] A. Zakariazadeh, S. Jadid, et P. Siano, « Multi-objective scheduling of electric vehicles in smart distribution system », *Energy Convers. Manag.*, vol. 79, p. 43-53, mars 2014.
- [137] J. García-Villalobos, I. Zamora, K. Knezović, et M. Marinelli, « Multi-objective optimization control of plug-in electric vehicles in low voltage distribution networks », *Appl. Energy*, vol. 180, p. 155-168, oct. 2016.
- [138] Q. Kang, S. Feng, M. Zhou, A. C. Ammari, et K. Sedraoui, « Optimal Load Scheduling of Plug-In Hybrid Electric Vehicles via Weight-Aggregation Multi-Objective Evolutionary Algorithms », *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 18, n° 9, p. 2557-2568, sept. 2017.
- [139] M. Ramezani, M. Graf, et H. Vogt, « A Simulation Environment for Smart Charging of Electric Vehicles Using a Multi-objective Evolutionary Algorithm », in *Information and Communication on Technology for the Fight against Global Warming*, 2011, p. 56-63.
- [140] A. El-Zonkoly, « Intelligent energy management of optimally located renewable energy systems incorporating PHEV », *Energy Convers. Manag.*, vol. 84, p. 427-435, août 2014.
- [141] W. Yao *et al.*, « A Multi-Objective Collaborative Planning Strategy for Integrated Power Distribution and Electric Vehicle Charging Systems », *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, n° 4, p. 1811-1821, juill. 2014.
- [142] L. Gong, W. Cao, K. Liu, J. Zhao, et X. Li, « Spatial and Temporal Optimization Strategy for Plug-In Electric Vehicle Charging to Mitigate Impacts on Distribution Network », *Energies*, vol. 11, n° 6, p. 1373, juin 2018.
- [143] Z. Chao et C. Xiaohong, « Optimizing Battery Electric Bus Transit Vehicle Scheduling with Battery Exchanging: Model and Case Study », *Procedia - Soc. Behav. Sci.*, vol. 96, p. 2725-2736, nov. 2013.
- [144] M. T. Sebastiani, R. Lüders, et K. V. O. Fonseca, « Evaluating Electric Bus Operation for a Real-World BRT Public Transportation Using Simulation Optimization », *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 17, n° 10, p. 2777-2786, oct. 2016.
- [145] D. Santos, Z. Kokkinogenis, J. F. de Sousa, D. Perrotta, et R. J. F. Rossetti, « Towards the integration of electric buses in conventional bus fleets », in *2016 IEEE 19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 2016, p. 88-93.
- [146] T. Ercan, Y. Zhao, O. Tatari, et J. A. Pazour, « Optimization of transit bus fleet's life cycle assessment impacts with alternative fuel options », *Energy*, vol. 93, p. 323-334, déc. 2015.
- [147] Qian Dai, Tao Cai, Shanxu Duan, Wei Zhang, et Jinbo Zhao, « A smart energy management system for electric city bus battery swap station », in *2014 IEEE Conference and Expo Transportation Electrification Asia-Pacific (ITEC Asia-Pacific)*, 2014, p. 1-4.
- [148] S. P. Kodali, R. Kudikala, et D. Kalyanmoy, « Multi-Objective Optimization of Surface Grinding Process Using NSGA II », in *2008 First International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology*, 2008, p. 763-767.
- [149] J. Chen, « Multi-Objective Optimization of Cutting Parameters with Improved NSGA-II », in *2009 International Conference on Management and Service Science*, 2009, p. 1-4.

- [150] J. Fu et X.-H. Wen, « Model-Based Multiobjective Optimization Methods for Efficient Management of Subsurface Flow », *SPE J.*, vol. 22, n° 06, p. 1 984-1 998, déc. 2017.
- [151] T. Waldmann, M. Wilka, M. Kasper, M. Fleischhammer, et M. Wohlfahrt-Mehrens, « Temperature dependent ageing mechanisms in Lithium-ion batteries – A Post-Mortem study », *J. Power Sources*, vol. 262, p. 129-135, sept. 2014.
- [152] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, J. Hou, X. Zhang, et M. Ouyang, « The optimization of a hybrid energy storage system at subzero temperatures: Energy management strategy design and battery heating requirement analysis », *Appl. Energy*, vol. 159, p. 576-588, déc. 2015.
- [153] M. Safari, M. Morcrette, A. Teysot, et C. Delacourt, « Life-Prediction Methods for Lithium-Ion Batteries Derived from a Fatigue Approach I. Introduction: Capacity-Loss Prediction Based on Damage Accumulation », *J. Electrochem. Soc.*, vol. 157, n° 6, p. A713-A720, janv. 2010.
- [154] Z. Song *et al.*, « Multi-objective optimization of a semi-active battery/supercapacitor energy storage system for electric vehicles », *Appl. Energy*, vol. 135, p. 212-224, déc. 2014.
- [155] E. Redondo-Iglesias, P. Venet, S. Pelissier, « Efficiency Degradation Model of Lithium-Ion Batteries for Electric Vehicles », *IEEE Trans. Ind. Appl.* 2019, vol. 55, p. 1932–1940, apr. 2019
- [156] M. Broussely, S. Herreyre, P. Biensan, P. Kasztejna, K. Nechev, et R. J. Staniewicz, « Aging mechanism in Li ion cells and calendar life predictions », *J. Power Sources*, vol. 97-98, p. 13-21, juill. 2001.
- [157] R. Spotnitz, « Simulation of capacity fade in lithium-ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 113, n° 1, p. 72-80, janv. 2003.
- [158] MathWorks, « easyfit(x,y,varargin) - File Exchange - MATLAB Central ». [URL](#).
- [159] P. W. Atkins, *Physical chemistry*. Oxford; New York: Oxford University Press, Livre, 1990.[URL](#).
- [160] B. Y. Liaw, E. P. Roth, R. G. Jungst, G. Nagasubramanian, H. L. Case, et D. H. Doughty, « Correlation of Arrhenius behaviors in power and capacity fades with cell impedance and heat generation in cylindrical lithium-ion cells », *J. Power Sources*, vol. 119-121, p. 874-886, juin 2003.
- [161] TRANSDEV, « Analyse Fonctionnelle Station de charge pour autobus électriques », 2016.
- [162] « NF EN 61851-23 - Novembre 2014 ». [URL](#).
- [163] « NF EN 61851-24 - Octobre 2014 ». [URL](#).
- [164] « ISO 15118-1:2019(en), Road vehicles — Vehicle to grid communication interface — Part 1: General information and use-case definition ». [URL](#).
- [165] « DIN SPEC 70121 - Décembre 2014 ». [URL](#).
- [166] « NF EN 61851-1 - Avril 2012 ». [URL](#).
- [167] « NF EN 62196-3 - Mars 2015 ». [URL](#)
- [168] « PHOENIX CONTACT | Systèmes de charge pour différentes régions du monde ». [URL](#).
- [169] « Ligne bus 1 - Argenteuil - Sartrouville - Transdev Île-de-France ». [URL](#).
- [170] 101Media, « EBUSCO SERVICE MANUAL », *Ebusco*®. [URL](#).
- [171] « EBUSCO 2.1 ». [URL](#).
- [172] A. F. Raab, E. Lauth, K. Strunz, et D. Göhlich, « Implementation Schemes for Electric Bus Fleets at Depots with Optimized Energy Procurements in Virtual Power Plant Operations », *World Electr. Veh. J.*, vol. 10, n° 1, p. 5, mars 2019.
- [173] C. S. Lai, Y. Jia, L. L. Lai, Z. Xu, M. D. McCulloch, et K. P. Wong, « A comprehensive review on large-scale photovoltaic system with applications of electrical energy storage », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 78, p. 439-451, oct. 2017.
- [174] C. Pillot et M. Sanders, « Lithium-Ion Battery Raw Material Supply and Demand 2016 – 2025 », présenté à Presentation at AABC-US, San Francisco, juin-2017.
- [175] R. H. Byrd, J. Nocedal, et R. A. Waltz, « Knitro: An Integrated Package for Nonlinear Optimization », in *Large-Scale Nonlinear Optimization*, G. Di Pillo et M. Roma, Éd. Boston, MA: Springer US, 2006, p. 35-59.
- [176] « NF EN 62196-2 - Juillet 2017 ». [URL](#).
- [177] « PHOENIX CONTACT | Fastned B.V. : charge rapide avec le connecteur CCS ». [URL](#).

- [178] « Design Guide Combined Charging System V3 1 1 | Direct Current | Electrical Engineering », *Scribd*.
[URL](#).

V. Annexes

V. ANNEXES.....	177
ANNEXE A : PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE CELLULE LITHIUM-ION.....	179
ANNEXE B : DIFFÉRENTES ÉTAPES DE NSGA-II.....	181
ANNEXE C : LA PROGRAMMATION NON LINÉRAIRE.....	183
ANNEXE D : PARAMETRES IDENTIFIES POUR LA LOI DE VIEILLISSEMENT.....	185
ANNEXE E : ÉQUIPEMENTS ET SCHEMA UNIFILAIRE.....	187
ANNEXE F : ARCHITECTURE DU CONTRÔLE COMMANDE.....	189
ANNEXE G : CHARGEUR COMBINÉ CCS.....	191
ANNEXE H : COMMUNICATION PLC.....	193
ANNEXE I : OPTIMISATION DU VIEILLISSEMENT COMPLET D'UNE FLOTTE DE 10 BUS ÉLECTRIQUES.....	195
ANNEXE J : TEMPS DE CALCUL OPTIMISATION.....	197

ANNEXE A : PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE CELLULE LITHIUM-ION

Lors de la décharge de la cellule, les ions de lithium se déplacent de l'électrode négative à la positive à travers de l'électrolyte. Les électrons sont contraints de circuler par l'extérieur de la cellule en passant d'abord par le collecteur de courant négatif, en alimentant un dispositif électrique et enfin en passant par le collecteur positif jusqu'à l'électrode positive.

Au contraire, lors de la charge de la batterie, les ions lithium sont libérés par l'électrode positive (cathode) et reçus par l'électrode négative (anode).

Les demi réactions à chaque électrode au sein de la cellule d'un accumulateur LiCoO₂/Graphite (LCO/C) ainsi que la réaction globale sont présentées dans les équations (V.1) (V.2) (V.3). Lors de la décharge, on va de gauche à droite selon le sens dans l'équation :

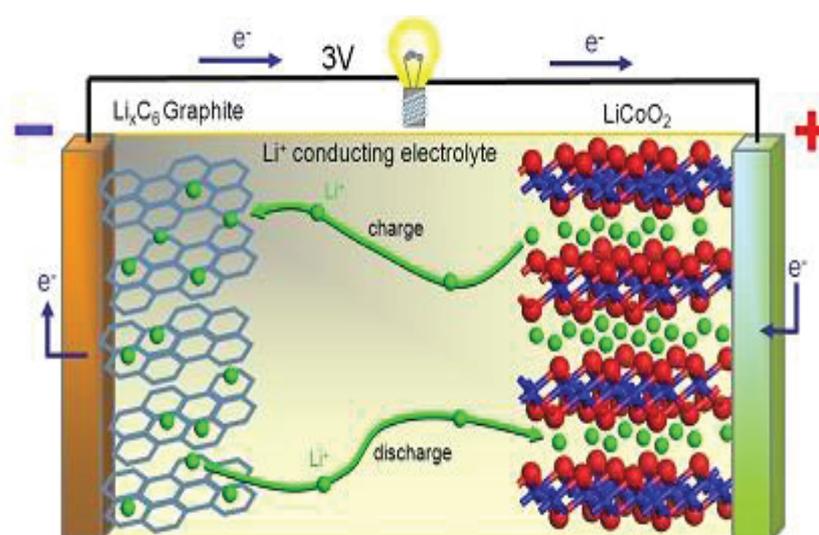
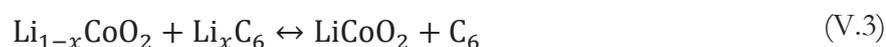


Figure V.1 – Principe de fonctionnement d'une cellule lithium-ion

ANNEXE B : DIFFÉRENTES ÉTAPES DE NSGA-II

Étape 1: Initialisation de la population en fonction de la taille du problème (pour l'itération $i=1$). La taille de la population P est choisie par l'utilisateur. Ici on choisira une taille N .

Étape 2: Chaque individu de la population est évalué selon les différents objectifs et ensuite trié avec un processus basé sur des critères de non dominance de la population initialisée (rang et crowding distance).

Étape 3: Les individus de la population sont sélectionnés en fonction de leur rang et de la Crowding distance. La taille de la nouvelle population $P_{parents}$ dépend de l'utilisateur, ici on prendra une dimension de $N/2$. Le meilleur individu c'est celui qui a le plus petit rang et la plus grande Crowding distance.

Étape 4: La création de la population enfants $Q_{enfants}$ de taille $N/2$ est réalisée soit par mutation afin d'aller explorer d'autres espaces, soit par croisement entre deux parents.

- La mutation effectue un changement aléatoire d'un individu, appelé « le parent » pour donner naissance à un nouvel individu, appelé « l'enfant ».
 - Le croisement est une combinaison de deux parents, qui donne lieu à la naissance de deux enfants.
- Il existe plusieurs techniques possibles de croisement et de mutation.

Étape 5: Une nouvelle population $P = P_{parents} + Q_{enfants}$ de taille $\geq N$ est créée qui combine la population parents $P_{parents}$ et la population enfants $Q_{enfants}$. Les individus de la population P sont sélectionnés en fonction de leur rang et de la Crowding distance afin de former une nouvelle population de taille N . Si le nombre maximal de générations n'est toujours pas atteint, on repasse à l'étape 2 pour refaire un cycle.

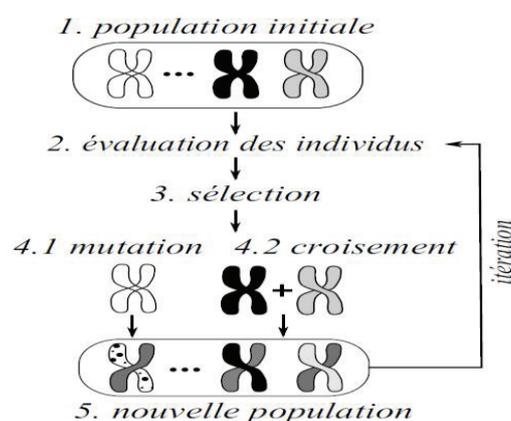


Figure V.2 – Différentes étapes de NSGA-II

ANNEXE C : LA PROGRAMMATION NON LINÉRAIRE

La Programmation non linéaire (PNL) est le processus de résolution d'un problème d'optimisation dans lequel la fonction objectif et certaines des contraintes sont non linéaires. La PNL utilise différentes méthodes pour résoudre les problèmes d'optimisation. La plus courante est la programmation séquentielle quadratique (SQP), qui est une méthode d'optimisation basée sur les gradients. À chaque itération, le gradient de la fonction objectif et un pas linéaire sont calculés afin de calculer les variables de la prochaine itération. D'autres méthodes pourraient être utilisées, telles que la méthode du point intérieur (IP), qui rapproche les contraintes d'un modèle de programmation linéaire en tant qu'ensemble de limites entourant une région. La méthode de Newton est utilisée pour aborder de manière itérative des solutions optimales dans la région réalisable.

Une autre méthode pouvant être utilisée est la méthode de la région de confiance (TR). TR a une région autour du point de recherche actuel, où le modèle quadratique pour la minimisation locale est considéré pour rester dans cette région. La taille de la région est modifiée au cours de la recherche, en fonction de la concordance du modèle avec les évaluations des fonctions [175].

ANNEXE D : PARAMETRES IDENTIFIES POUR LA LOI DE VIEILLISSEMENT

Les données sont confidentielles, si besoin contacter
Transdev ou le directeur de thèse.

ANNEXE E : ÉQUIPEMENTS ET SCHEMA UNIFILAIRE

Les équipements de l'infrastructure de recharge sont implantés dans un local technique avec un poste de transformation. Le local technique est équipé :

- Un Tableau Haute Tension (THT) en coupure d'artère à l'aide de cellules d'arrivée haute tension « interrupteurs » non motorisées.
- Un transformateur (TRT) de puissance triphasé 1000 kVA alimenté au primaire en 20kV.
- Un disjoncteur général de protection BT (BRD) en aval du TRT protège l'infrastructure de recharge.
- Le Tableau Général Basse Tension et l'armoire contrôle commande TGBT/ACC.
- Un système de conversion (CHARGEUR) qui est composé d'un système de conversion AC/DC et un système de conversion DC/DC.
- L'interface homme machine (IHM) qui regroupe plusieurs fonctions liées à la station de charge

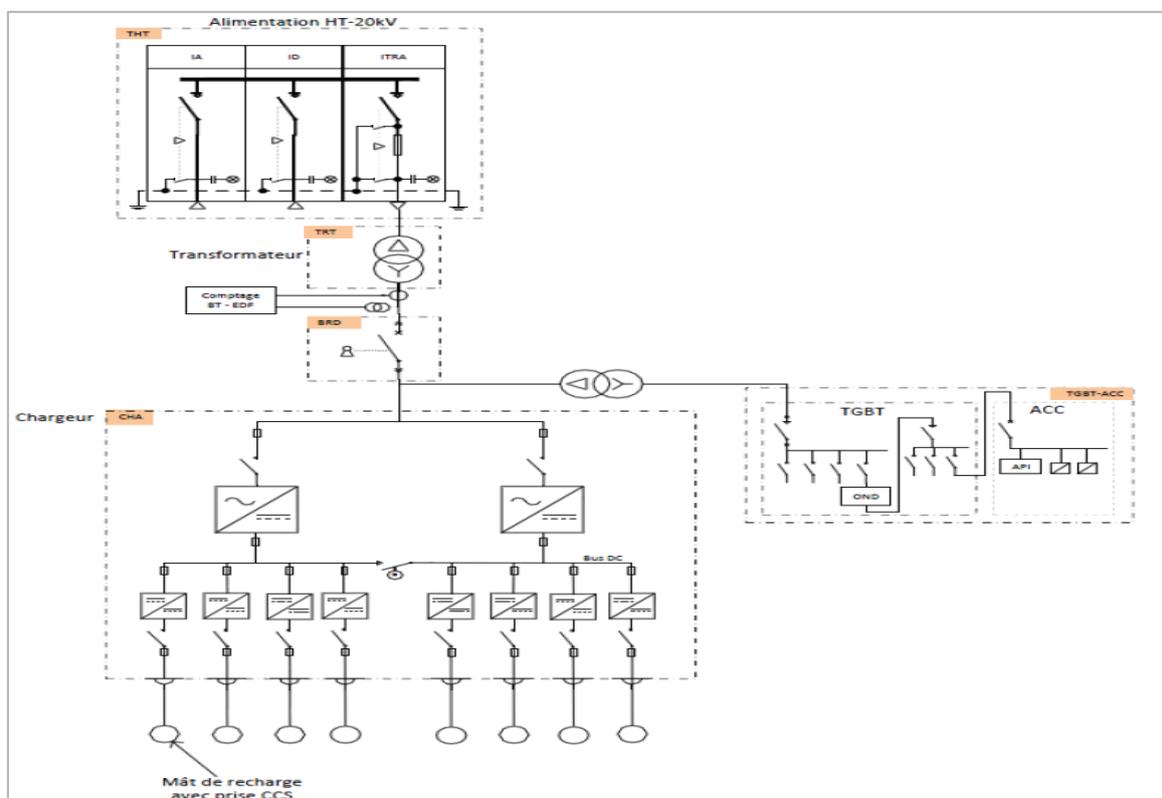


Figure V.3 – Schéma unifilaire

ANNEXE F : ARCHITECTURE DU CONTRÔLE COMMANDE

Le système de contrôle-commande est doté d'une interface homme-machine IHM pour la supervision et d'un réseau de communication numérique. L'IHM dialogue avec les automates « EMS » et « Energie » sur réseau Modbus TCP/IP. L'automate « EMS » dialogue lui aussi en Modbus TCP avec les convertisseurs AC/DC et les chargeurs DC/DC.

Pour contrôler la recharge des bus, la consigne est envoyée par l'IHM à l'automate « EMS » en modbus TCP. L'automate « EMS » va transmettre la consigne aux convertisseurs AC/DC et DC/DC et va la convertir en PLC afin de dialoguer avec le BMS des batteries de bus électriques.

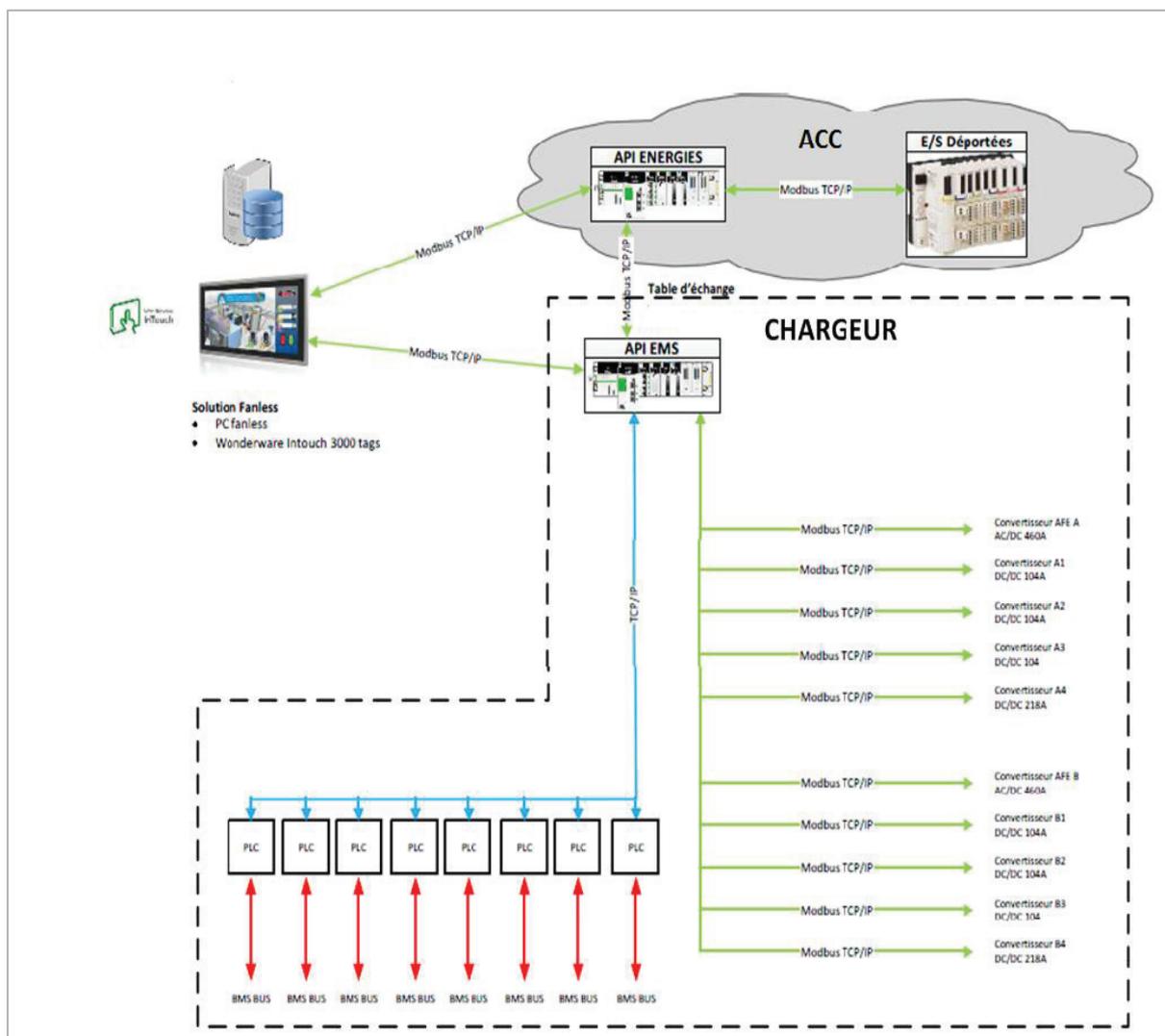


Figure V.4 – Architecture matérielle [161]

ANNEXE G : CHARGEUR COMBINÉ CCS

Le Système de Charge Combiné CCS est un système pour la recharge rapide en courant continu des véhicules électriques. Celui-ci utilise un connecteur qui réutilise la géométrie du connecteur de charge de type 2 en courant alternatif, lui ajoutant deux broches de puissance. Deux modèles de connecteurs COMBO ont été développés sur la base de la partie AC du connecteur: le COMBO 1, pour les Etats-Unis, adopte un connecteur de type 1 (tel que spécifié par la norme SAE J1772) sur son partie supérieure, tandis que la version européenne, COMBO 2, intègre un connecteur de type 2 tel que défini dans la norme EN 62196-2 [176]. Les deux modèles sont illustrés dans la Figure V.5.



Figure V.5 – Le système de charge combiné CCS [177]

L'infrastructure de recharge est équipée d'un chargeur standard type CCS Combo 2. Le tableau ci-dessous présente les caractéristiques du chargeur :

Tableau V.1 – Caractéristiques techniques du chargeur CCS Combo 2 [177]

Paramètres	Valeurs
Standard	IEC 62196-3
Tension	400 – 850 VDC
Courant max	200 A
Puissance max	150 kW

ANNEXE H : COMMUNICATION PLC

Il s'agit d'un système mixte de communication, avec des signaux bas niveau et du PLC (pour communiquer en réseau avec le chargeur). Le pilot CP a plusieurs états (Etat A +12V, Etat B +9V, Etat C +6V, ...) qui correspondent à une information donnée. Une fois la prise est branchée dans le socle côté bus le chargeur envoie une requête (rapport cyclique de 5% via un oscillateur électronique 1kHz +/- 12V). Ceci a pour effet de changer l'état de la ligne pilote (CP) qui passe de l'état A à l'état B en mesurant la tension entre le pilot CP et les signaux « bas niveau » (PE, PP). La communication de haut niveau (PLC) s'établit et les échanges de paramètres de charge ont lieu (le bus envoie ses limites maximales pour le courant et la tension de sortie).

Après avoir validé des vérifications de tension et d'isolement on verrouille la prise dans le socle et le chargeur envoie via avec un message cyclique ses valeurs maximales de tension et de courant au bus. Après des changements de l'état de la ligne pilote CP et des vérifications, le bus envoie avec un message cyclique une demande de précharge avec un courant et une tension demandés.

Le bus envoie ensuite une demande de courant et le chargeur adapte son courant de sortie et sa tension de sortie aux valeurs demandées dans le délai défini dans l'EN 61851-23 [162].

La norme EN 61851-1 [166] définit la signification des valeurs du rapport cyclique applicables.

Trois types d'informations peuvent définir la signification des valeurs du rapport cyclique :

Un rapport cyclique faible environ 3 -7% signifie qu'une communication numérique est requise.

Un rapport cyclique élevé d'environ 8%-97% définit le courant maximum disponible. Les autres valeurs du rapport cyclique signifient qu'aucune charge n'est demandée.

Grâce à la communication PLC, on arrive à savoir dans quel état on se trouve afin d'échanger les différentes informations via le CP et de faire passer l'énergie via le DC power Unit [178].

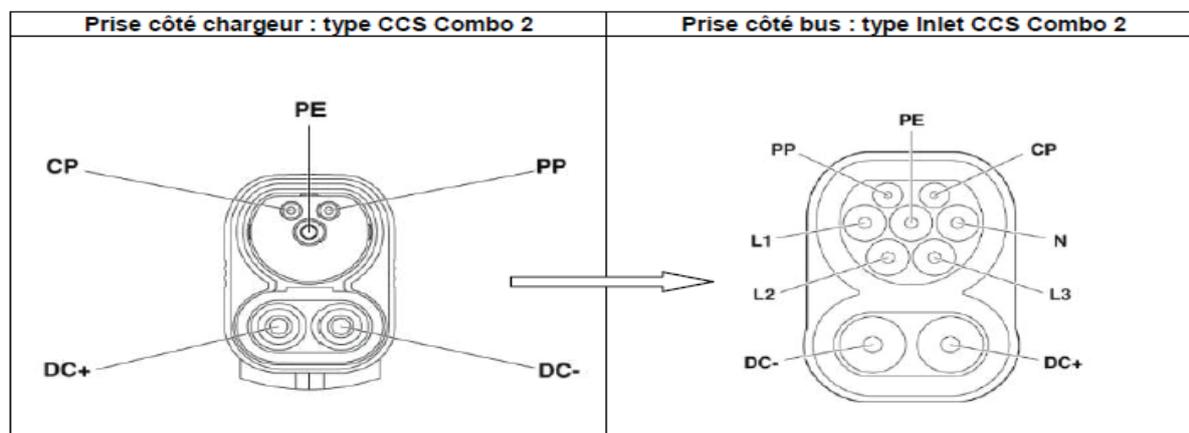


Figure V.6 – Chargeur combo CCS 2 [161]

ANNEXE I : OPTIMISATION DU VIEILLISSEMENT COMPLET D'UNE FLOTTE DE 10 BUS ÉLECTRIQUES

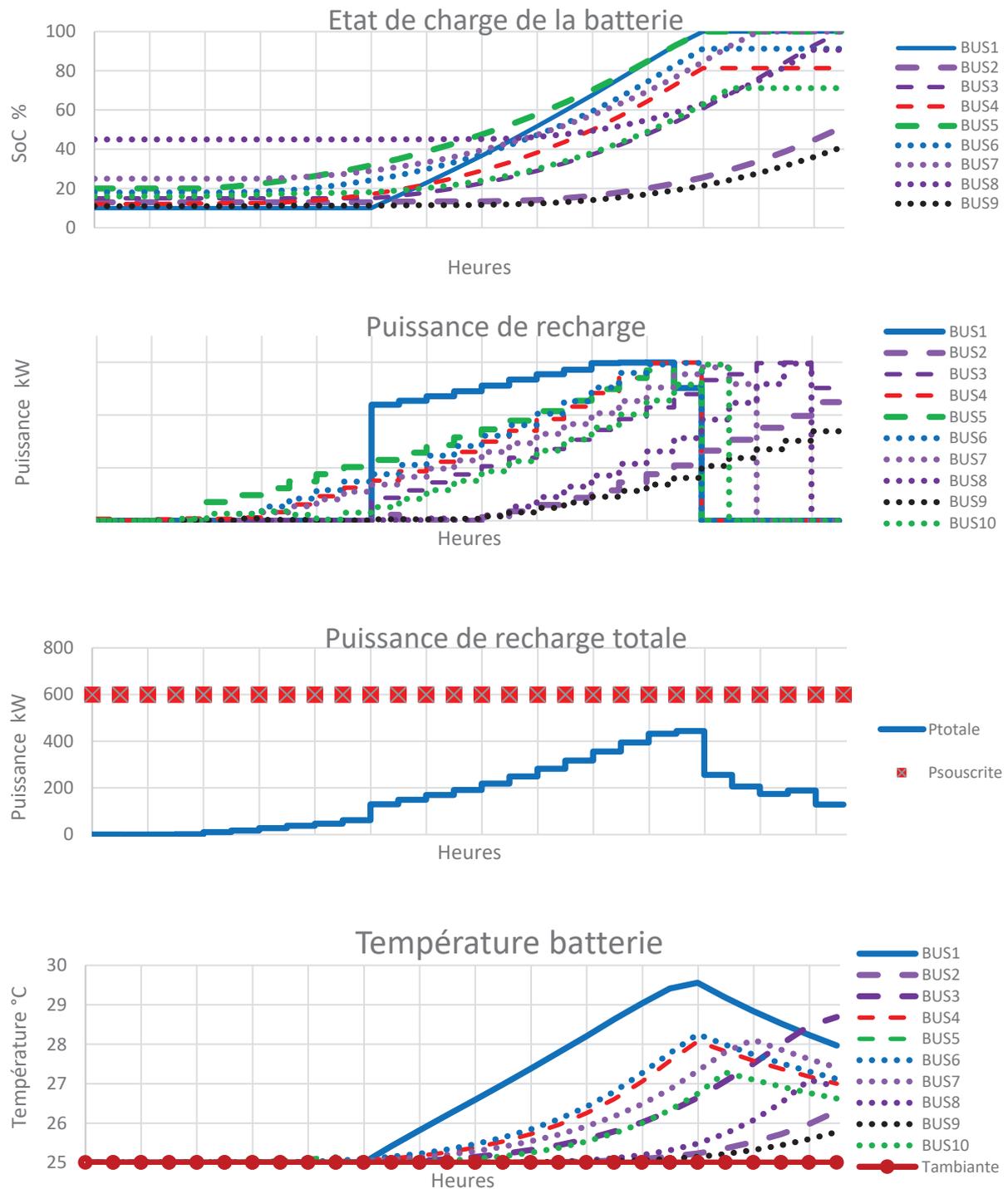


Figure V.7 – Optimisation du vieillissement complet d'une flotte de 10 BEs

ANNEXE J : TEMPS DE CALCUL OPTIMISATION

Tableau V.2 – Temps de calcul pour l'optimisation mono-objectif de flotte de BEs

Méthode	Algorithme	Temps de calcul	Temps de calcul	Temps de calcul	Temps de calcul
		<u>1 Bus</u>	<u>4 Bus</u>	<u>10 Bus</u>	<u>100 Bus</u>
PL	Simplex	1s	1s	1s	1s
PQ	Points intérieurs	1s	1s	1s	1s
PNL	SQP	10 s	2 min	10 min	2 heures

Tableau V.3 – Temps de calcul pour l'optimisation multiobjectif de flotte de BEs

Méthode	Algorithme	Temps de calcul	Temps de calcul	Temps de calcul	Temps de calcul
		<u>1 Bus</u>	<u>4 Bus</u>	<u>10 Bus</u>	<u>100 Bus</u>
PNL	SQP	2 min	10 min	30 min	Non convergence 2 heures
AE	NSGA-II	2 min	Non convergence 2 heures	Non convergence 2 heures	Non convergence 2 heures

