Apport des cycles d'usage représentatifs synthétiques pour les études de vieillissement de batteries dans les nouveaux usages de mobilité

Mohamed Ben-Marzouk

▶ **To cite this version:**

Mohamed Ben-Marzouk. Apport des cycles d'usage représentatifs synthétiques pour les études de vieillissement de batteries dans les nouveaux usages de mobilité. Electronique. Université de Lyon, 2020. Français. NNT : 2020LYSE1266 . tel-03455520

HAL Id: tel-03455520
https://theses.hal.science/tel-03455520

Submitted on 29 Nov 2021

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 : 2020LYSE1266

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON
opérée au sein de
l'Université Claude Bernard Lyon 1

Ecole Doctorale ED 160 EEA
Électronique, Électrotechnique, Automatique

Spécialité de doctorat :
Génie Électrique

Soutenue publiquement le 14/12/2020, par :
Mohamed BEN-MARZOUK

Apport des cycles d'usage représentatifs synthétiques pour les études de vieillissement de batteries dans les nouveaux usages de mobilité

Devant le jury composé de :

RIU, Delphine, PU (HDR), Grenoble INP / G2Elab	Présidente
BOUSCAYROL, Alain, PU (HDR), Université de Lille	Rapporteur
GUERIN, Patrick, PU (HDR), Université de Nantes	Rapporteur
BUISSON, Christine, Directrice de Recherche (HDR), IFSTTAR	Examinatrice
SAUVANT-MOYNOT, Valerie, Cheffe de département /IFPEN	Examinatrice
VENET, Pascal, PU (HDR), Université Lyon 1 / Ampère	Directeur de thèse
PELISSIER, Serge, Directeur de Recherche (HDR), IFSTTAR	Co-directeur de thèse
SARI, Ali, PU (HDR), Université Lyon 1 / Ampère	Co-encadrant
CLERC, Guy, PU (HDR), Université Lyon 1 / Ampère	Invité

Université Claude Bernard – LYON 1

Administrateur provisoire 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 CHEVALLIE
Vice-Président de la Commission de Recherche	M. Jean-François MORNEX
Directeur Général des Services	M. Pierre ROLLAND

COMPOSANTES SANTE

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

COMPOSANTES & DEPARTEMENTS DE SCIENCES & TECHNOLOGIE

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

À mes parents,
À mes frères et sœurs,
À Safa.,
À Yasmine et Joude
(Par ordre d'entrée en scène)

Remerciement

Je tiens à remercier tous les gens qui ont contribué de près ou de loin d'une manière ou d'une autre à la réalisation de cette thèse.

Je remercie spécialement tous mes encadrants pour leur professionnalisme, leur compréhension et leurs orientations et conseils permettant de mener à bien ces travaux. J'ai beaucoup appris de chacun d'eux.

Je remercie en premier lieu Serge PELISSIER, le premier à avoir cru en moi, pour son soutien et ses qualités professionnelles et personnelles exemplaires. Serge est tout simplement mon idole.

Je remercie vivement Pascal VENET de m'avoir donné cette chance pour montrer mes capacités. Pascal est pour moi la référence de la rigueur et du sens du détail.

Je remercie également Ali SARI pour son soutien, pour sa disponibilité et son écoute malgré la surcharge de son emploi du temps.

Je remercie Guy CLERC pour ses idées, ses propositions et ses grandes capacités intellectuelles. Il m'a bien guidé et orienté dans l'univers du datamining.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude pour tous les membres du jury pour m'avoir fait l'honneur de bien vouloir étudier avec attention mon travail. Je remercie Delphine RIU pour avoir présidé mon jury de thèse, Alain BOUSCAYROL et Patrick GUERIN pour avoir rapporté ce mémoire et également Christine BUISSON et Valerie SAUVANT-MOYNOT pour avoir accepté de prendre part au jury.

Un grand merci à tous les membres du laboratoire Ampère et de l'équipe ECO7 de l'université Gustave Eiffel formant l'équipe de recherche commune ERC-GEST (Gestion de l'Energie et Stockage pour les Transports) pour le soutien, l'accueil et les bons moments.

Je remercie également la région Auvergne-Rhône Alpes pour le soutien de la recherche scientifique et le financement de ces travaux.

Je remercie Eduardo Redondo de m'avoir aidé dans mes premiers pas dans le monde des batteries et Sylvain Gillet pour ses coups de main sur les manips.

Un remerciement spécial à Antoine EL HAYEK pour les bons moments partagés ensemble. Nos plusieurs points en commun (qualités et défauts) ont fait que nous sommes devenus des amis très proches. Comme il l'a mentionné dans sa thèse, nous avons dissocié amitié et « business ». J'avoue, j'ai facturé tous mes services de dépannage mais je n'ai jamais demandé de payement.

Un merci particulier à Alexandre, Nagham, William, Seima, Edgar, Riadh, Alfie, Adnane, Bilal, Sofia, Atef, Etienne, Leticia, Rania, pour les moments agréables passés en leur compagnie.

Je remercie chaleureusement ma très chère Safa pour son soutien, sa patience, sa compréhension et ses encouragements. Son soutien m'a motivé et donné plus de force pour pouvoir surmonter toute sorte de difficulté.

Je salue et remercie tous les membres de ma famille : mon père qui m'a toujours encouragé pour aller de l'avant, ma mère qui me donne toujours les meilleurs conseils, mes frères et sœurs pour leurs soutiens et leurs encouragements.

Résumé

Titre

Apport des cycles d'usage représentatifs synthétiques pour les études de vieillissement de batteries dans les nouveaux usages de mobilité

Résumé

Actuellement, les prédictions de durée de vie des batteries en électromobilité s'appuient sur des modèles et des résultats issus d'essais de cyclage normalisés. Les profils utilisés pour ce vieillissement accéléré sont constitués par des charges/décharges, partielles ou totales, à courants constants, ou formés par des profils simplifiés inspirés d'usages réels. Ils comprennent des impulsions simples et ne représentent que partiellement la diversité des usages.

La spécificité de ce travail de thèse réside dans le fait que l'étude du vieillissement des batteries est basée sur des données réelles de plusieurs véhicules électriques issues du projet CROME.

Dans la première partie de ce manuscrit, nous avons analysé et classé les différents usages enregistrés, ce qui nous a permis d'identifier 5 modes d'usages représentatifs de l'ensemble des usages enregistrés. Ces modes d'usages comportent 3 types de roulages et 2 types de recharges.

Nous avons ensuite étudié l'influence de chacun de ces modes d'usages sur le vieillissement en utilisant diverses méthodes et validé les différents résultats obtenus en effectuant plusieurs essais expérimentaux de vieillissement calendaire et en cyclage.

Finalement, nous avons construit plusieurs scénarios d'usages et étudié leur vieillissement respectif. Nous avons, d'une part, comparé expérimentalement le vieillissement produit par un profil représentatif des usages réels avec celui du profil normalisé WLTC. D'autre part, nous avons simulé l'influence de la fréquence et de la périodicité de la recharge sur le vieillissement ainsi que l'impact d'un usage de type V2H (Vehicle to Home) sur la durée de vie des batteries.

Mots clés

Transport; Stockage d'énergie; Batterie; Lithium-ion; usage réel; datamining; mode d'usage; V2H

Abstract

Title

Contribution of representative synthetic usage cycles for battery aging studies in new mobility uses

Summary:

Currently, most battery life predictions in electromobility applications are based on models and results from standardized cycling tests. The profiles used for this accelerated aging are made from charges / discharges, partial or total, at constant currents, or formed by simplified profiles inspired by real uses. They include simple impulses and only partially represent the diversity of uses.

The specificity of this thesis lies in the fact that the battery aging study is based on data from several electric vehicles in real-life application from the CROME project.

In the first part of this manuscript, we analyzed and classified the different registered uses, which allowed us to identify 5 modes of use that represent all the registered uses. These modes of use include 3 types of driving and 2 types of recharging.

We then studied the influence of each of these modes of use on aging using different methods and validated the various obtained results by performing several experimental tests of calendar and cycling aging.

Finally, we built several usage scenarios and studied their respective aging. We have, on the one hand, experimentally compared the aging produced by a representative profile of real uses with that generated by the WLTC standardized profile. On the other hand, we studied, based on our simulator, the influence of the frequency and periodicity of recharging on aging as well as the impact of V2H (Vehicle to Home) use on battery life.

Keywords

Transport; Energy storage; Battery; Lithium-ion; real-life use; datamining; mode of use; V2H

Table des matières

Table des matières 9
Liste des figures 12
Liste des tableaux 16
Introduction générale 18
1 Stockage d'énergie et méthodes d'analyse de vieillissement des batteries pour la mobilité électrique 21
1.1 Systèmes de stockage de l'énergie électrique (SSE) 23
1.1.1 Energie mécanique 24
1.1.2 Energie thermique 24
1.1.3 Energie électrostatique et électromagnétiques 24
1.1.4 Energie électrochimique 25
1.2 Les accumulateurs électrochimiques 26
1.2.1 Technologies de batterie (plomb, lithium-ion, NiMH, NiCd) 26
1.2.2 Usages des batteries 29
1.2.3 Vieillissement des batteries 31
1.3 Application automobile 33
1.3.1 Marché du véhicule électrique (mobilité électrique) 33
1.3.2 Etude du vieillissement des batteries et électromobilité 36
1.4 Méthodes de datamining et étude du vieillissement 41
1.4.1 Analyse factorielle 44
1.4.2 Partitionnement et classification 47
1.4.3 Réseaux de neurones artificiels 47
1.5 Conclusion sur les SSE en électromobilité et étude du vieillissement 49
2 Détermination de profils synthétiques représentatifs d'usages automobiles 51
2.1 Introduction 52
2.2 Données CROME 52
2.3 Identification des modes d'usages 53
2.3.1 Sélection des paramètres significatifs 53
2.3.2 Étude d'intercorrélation 53
2.3.3 Sélection des variables 57
2.3.4 Réduction des dimensions 60
2.3.5 Classifications des usages 62
2.4 Résultats de la classification 74
2.4.1 Classification suivant k-means (k-moyennes) 74
2.4.2 Classification floue fcm (fuzzy C-means) 75
2.4.3 Classification neuronale 76
2.4.4 Comparaison des résultats de classification 77
2.5 Conclusion sur la détermination des modes d'usages 79
3 Etude de l'influence des modes d'usage des véhicules identifiés sur le vieillissement de leur batterie 81

3.1 Préparation des données 82

3.2 Identification de l'effet du calendaire en fonction de vieillissement 85

3.2.1 Méthodes d'identification du vieillissement calendaire à partir des données CROME 85
3.2.2 Méthodes expérimentales d'identification du vieillissement calendaire 86
3.3 Identification des effets des modes d'usage sur le vieillissement 92

3.3.1 Méthodologie suivie 92
3.3.2 Résultats d'identification des effets des modes d'usage sur le vieillissement 94
3.4 Validation expérimentale des résultats d'identification de l'influence des modes de fonctionnement sur le vieillissement des batteries 99

3.4.1 Présentation des essais de validation 99
3.4.2 Validation des résultats 102
3.5 Conclusion sur l'étude de l'influence des modes d'usage des véhicules sur le vieillissement 106

4 Estimation de la durée de vie en fonction d'usage 109

4.1 Scénarios réels 110

4.1.1 Construction d'un profil synthétique des données CROME à partir des modes d'usage identifiés 110
4.1.2 Construction du profil WLTC avec charges 115
4.1.3 Etude expérimentale du vieillissement des batteries suivant les deux profils 120
4.2 Variation des conditions et des modes d'usage et influence sur le vieillissement des batteries 123

4.2.1 Etude de l'influence de la périodicité de la recharge et de l'heure de celle-ci sur le vieillissement des batteries 123
4.2.2 Etude de la durée de vie des batteries suivant le mode d'usage 128
4.2.3 Scénario V2H et influence sur le vieillissement des batteries 130
4.3 Conclusion sur l'estimation de la durée de vie en fonction des scénarios d'usage des VE 134

Conclusions et perspectives 136

Conclusions générales 136

Perspectives 137

Bibliographie 140

Annexes 149

Annexe A 149

Annexe B 155

Annexe C 156

Annexe D 157

Annexe E 159

Liste des figures

Figure 1.1 : (a) Mix technologique des installations de stockage d'énergie opérationnelle en 2019 [6] (b) Evolution du marché mondial du stockage électrochimique [6] 23
Figure 1.2 : Comparaison des différentes technologies de stockage suivant leurs densités [7]–[13] 23
Figure 1.3 : Composition des supercondensateurs [23] 25
Figure 1.4 : Evolution du marché des batteries [27] 27
Figure 1.5 : Composition et principe d'une cellule NMC [28] 28
Figure 1.6 : Comparaison de quelques chimies des batteries Li-ion [29] 29
Figure 1.7 : Evolution du marché des batteries lithium-ion par application [27] 30
Figure 1.8 : Evolution du coût des batteries lithium-ion [36] 30
Figure 1.9 : Illustration des phénomènes de perte de la capacité et de l'augmentation de la résistance [38], [39] 31
Figure 1.10 : Principaux mécanismes de vieillissement se produisant sur les électrodes des batteries lithium-ion [40] 32
Figure 1.11 : Comparaison des émissions de CO_2 générées au cours de cycle de vie de différents véhicules [56], [57]) 34
Figure 1.12 : Evolution des immatriculations de VE entre 2010 et 2018 en France [55] 34
Figure 1.13 : Capacité relative en fonction du temps et de la température (vieillissement en cyclage de batteries NMC/LMO) [49] 38
Figure 1.14 Impulsions typiques de charge et de décharge et leur répartition [79] 39
Figure 1.15 : Profil de vitesse appliqué à la batterie Bat1 lors des périodes de roulage, pour un tour de circuit [67] 40
Figure 1.16 : Architecture et vue d'ensemble du véhicule étudié [80] 41
Figure 1.17 : Représentation graphique des résultats de l'AFC 44
Figure 1.18 : Représentation graphique des résultats de l'ACM 45
Figure 1.19 : représentation graphique d'un réseau de neurones 48
Figure 2.1 : coefficient de corrélation de Pearson dans différents cas 54
Figure 2.2 : Différence entre coefficient de corrélation de Person et celui de Spearman dans le cas d'une fonction exponentielle 56
Figure 2.3 : Exemple de calcul de l'Entropie de Shannon 58
Figure 2.4 : Inertie expliquée par chaque composante principale 61
Figure 2.5 : Méthodes de classification supervisées 63
Figure 2.6 : Illustration du fonctionnement de l'algorithme de KNN 64
Figure 2.7 : Méthode de classification non supervisée 65
Figure 2.8 : Illustration de l'algorithme de la CAH 65
Figure 2.9: Illustration de l'algorithme des « k-means » 67
Figure 2.10 : Classification floue : degré d'appartenance à une classe en fonction du nombre de classes et en fonction du coefficient m 68
Figure 2.11 : Mise à jour de la carte autoorganisatrice [136] 69

Figure 2.12 : Différence entre la distance euclidienne et la distance de Manhattan [138] : (a) Distance euclidienne (b) Distance de Manhattan 71
Figure 2.13 : Illustration de la relation de Huygens [85] 72
Figure 2.14 : Résultats de classification des usages (a) R^2 en fonction des nombres de classes, (b) Pseudo F en fonction des nombre de classes, (c) « Davies et Bouldin » en fonction des nombre de classe, ... 73
Figure 2.15 : Représentations graphiques des usages répartis en 3 classes (a) et 5 classes(b). 74
Figure 2.16. Caractéristique de chaque mode d'usage (k-means) 75
Figure 2.17 : classification suivant fcm des usages (les couleurs représentent le degré d'appartenance maximal) 76
Figure 2.18 : Caractéristique de chaque mode d'usage (fcm) 76
Figure 2.19. Caractéristique de chaque mode d'usage (classification neuronale) 77
Figure 3.1. Profils des courants et tensions des essais : (a) mesure de la capacité et (b) mesure de la résistance 83
Figure 3.2 : Influence de la température sur le vieillissement calendaire 89
Figure 3.3 : Influence du SoC sur le vieillissement calendaire 90
Figure 3.4 : Simulateur permettant l'estimation de la perte de capacité en fonction des modes de fonctionnement et des conditions de stockage 94
Figure 3.5 : Simulation de la perte de capacité utilisant la « **Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC** » 95
Figure 3.6 : simulation de la perte de capacité suivant la « **Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring** » 96
Figure 3.7 : Equipements utlisés : (a) banc de cyclage (Bitrode FTV2), (b) enceinte climatique (Vötsch VT 3050), (c) un module à tester composé de 3 cellules en série 100
Figure 3.8 : Alternance de température des essais de cyclage 100
Figure 3.9 : Description des profils de cyclage basés sur les modes R_2 et R_3 101
Figure 3.10 : Résultats de vieillissement selon les profils de roulage R_2 et R_3 102
Figure 3.11 : Comparaison des résultats de simulation avec les résultats expérimentaux selon la technique d'identification utilisée 104
Figure 4.1 : Distribution des modes de fonctionnement 111
Figure 4.2 : Durées des modes de fonctionnement en fonction de la durée totale 111
Figure 4.3 : Pourcentage des usages en fonction du SoC 113
Figure 4.4 : Distribution des usages enregistrés en fonction des plage de température ambiante pour le projet CROME 114
Figure 4.5 : Distribution des usages pour le profil_CROME 114
Figure 4.6 : Représentation simplifié de la variation du SoC pour le profil_CROME 115
Figure 4.7 : Comparaison entre les profils NEDC et WLTC 116
Figure 4.8 : Représentation du modèle du véhicule étudié (Citroën C0) sous VEHLIB 117
Figure 4.9 : Simulation du profil WLTC classe 3 pour un véhicule Citroën C0 en utilisant VEHLIB (a) profil de vitesse à suivre (b) accélération du véhicule (c) profil de puissance fournie par une cellule de la batterie 118

Figure 4.10 : Constitution du Profil_WLTC_avec_charges » 119
Figure 4.11 : Equipements utlisés : (a) enceinte climatique (Vötsch VT 4011 (b) banc de cyclage ARBIN 2 voies (200 A - 10 V), (c) banc de cyclage ARBIN 1 voie (500 A - 30 V),..... 121
Figure 4.12 : Vieillissement des batteries suivant le profil testé. 122
Figure 4.13 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage appliqué (a) SC_1Ch_1jour, (b) SC_2Ch_1jour, (c) SC_1Ch_2jours et (a) SC_1Ch_3jours..... 125
Figure 4.14 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués 125
Figure 4.15 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage appliqué (a) SC_Ch_à23h, (b) SC_Ch_à18h et (c) SC_Ch_à05h 127
Figure 4.16 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués 127
Figure 4.17 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage appliqué (a) SC_2R1_1Ch, (b) SC_2R2_1Ch et (c) SC_2R3_1Ch 129
Figure 4.18 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués 130
Figure 4.19 : Perte de la capacité estimée en fonction de la distance parcourue pour les scénarios appliqués..... 130
Figure 4.20 : Profil de puissance moyen de la maison « base UCI » 131
Figure 4.21 : Profils de puissances (a-b) scénario SC_V2H_90m et (c-d) scénario SC_V2H_180m 132
Figure 4.22 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage V2H appliqué 133
Figure 4.23 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués 133
Figure A.1 : Schéma de principe d'une STEP à conduit souterrain[14]..... 149
Figure A.2 : Hauteur et volume d'eau nécessaires pour stocker 6 MWh 150
Figure A.3 : Schéma de principe d'une installation CAES souterrain (2ème génération) [14] 150
Figure A.4 : Schéma d'une centrale électrique à tour avec 2 réservoirs des sels fondus [163] 152
Figure A.5 : Batterie de circulation en vanadium [24] 153
Figure A.6 : Le stockage de l'énergie grâce à l'hydrogène [164] 154
Figure A.7 : représentation graphique de différentes fonctions d'activation 159
Figure A.8 : Réseau CNN pour la reconnaissance des panneaux de vitesse [165]..... 160
Figure A.9 : Schéma simplifié d'un réseau de neurones récurrents RNN [103]..... 161

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Classification des méthodes de datamining [84] 42
Tableau 1.2. Exemple d'un tableau de contingence 44
Tableau 1.3. Exemple de tableau de codage condensé 45
Tableau 2.1 : Liste des variables sélectionnées 59
Tableau 2.2. Qualité de projection des variables en fonction du nombre de composantes principales 62
Tableau 2.3. Usages moyens en fonction des techniques de classification 78
Tableau 3.1. Plan d'expérience des essais calendaires 87
Tableau 3.2. protocole de caractérisation des cellules 88
Tableau 3.3. Résultats de la modélisation du vieillissement calendaire 92
Tableau 3.4. Résultats de la simulation de la perte de la capacité suivant les méthodes utilisées : Facteurs d'accélération du vieillissement des modes de fonctionnement 97
Tableau 3.5. Résultats de la simulation de la perte de la capacité suivant les méthodes utilisées : taux de perte de la capacité pour chaque mode d'usage et pour le vieillissement calendaire 98
Tableau 3.6. Comparaison des essais expérimentaux et des simulations 103
Tableau 3.7. Comparaison des méthodes utilisées : domaines de validité, points forts / points faibles 106
Tableau 4.1. Matrice de transition d'un mode d'usage à un autre pour les données CROME 112
Tableau 4.2. Matrice de transition d'un mode d'usage à un autre pour le profil_CROME 115

Introduction générale

Cette dernière décennie est marquée par un essor des véhicules électriques (VE), notamment grâce à leurs avantages environnementaux. Mais, malgré la politique des pays visant à baisser la pollution en ville en encourageant l'achat des VE, ces derniers restent peu répandus (1,9 % de part de marché en 2019 en France). Cela est dû principalement aux verrous technologiques liés aux batteries. Il s'agit, en effet, de leur faible autonomie, de leur prix élevé, de leur recharge relativement lente et aussi de leur durée de vie limitée.

Certains verrous sont en cours d'être levés. Par exemple les nouveaux modèles de VE affichent une autonomie plus importante que celle des modèles sortis il y a quelques années, le prix élevé des batteries peut être atténué par une production massive engendrée par la démocratisation des VE. Le problème de la durée de vie reste toujours d'actualité. Maitriser la durée de vie des systèmes de stockage permet d'économiser sur le coût de remplacement en fin de vie et aussi sur le juste dimensionnement énergétique du système.

Il existe plusieurs travaux de recherche à travers le monde portant sur le vieillissement des batteries lithium-ion. Cependant, les prédictions de durée de vie s'appuient sur des modèles et des résultats issus d'essais de cyclage normalisés, avec des profils de vieillissement accéléré, constitués par des charges/décharges, partielles ou totales, à courants constants, ou constitués par des profils simplifiés inspirés d'usages réels mais qui sont composés d'impulsions simples ne représentant que partiellement la diversité des usages.

Pour étudier les problématiques liées à la durée de vie limitée des batteries en usage automobile, il peut être délicat de se fier aux simulations sur des cycles normalisés tels que le NEDC (New European Driving Cycle) ou le WLTC (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycles) car ils sont conçus pour les véhicules thermiques et donc leur représentativité est questionnable. Les VE et leurs fonctionnements dépendent de nombreux facteurs et paramètres spécifiques, et pas seulement que de la vitesse.

La spécificité de ce travail de thèse réside dans le fait que l'étude du vieillissement des batteries est basée sur des relevés réels des sollicitations des batteries et de leurs conditions de fonctionnement réalisés sur plusieurs véhicules électriques.

La réalisation de cette étude est basée sur 4 étapes principales :

- l'analyse des données et identification des modes de fonctionnement (classes d'usages) ;
- la détermination de l'influence des modes d'usages sur le vieillissement des batteries ;
- la réalisation de plusieurs essais expérimentaux et validation des résultats ;
- l'étude du vieillissement des batteries sur d'autres scenarios d'usages.

Le corps de ce manuscrit composé de 4 chapitres est structuré comme suit :

Le premier chapitre est consacré à un état de l'art dans lequel nous présentons les différents systèmes de stockage de l'énergie électrique notamment les accumulateurs électrochimiques, qui sont les plus utilisés pour des applications automobiles. Nous avons aussi fait un tour d'horizon sur les techniques les plus répandues de « datamining » permettant de réaliser l'étude de vieillissement.

Dans le deuxième chapitre, nous avons commencé par une description des données d'usages réels utilisées (données issues du projet CROME au cours duquel une dizaine de VE ont été suivis pendant plus de 2 ans). Ensuite, nous avons présenté la méthodologie utilisée permettant l'analyse et la classification des différents usages. Ceci nous a permis d'identifier 5 modes d'usages représentatifs de l'ensemble des usages enregistrés.

Nous avons ensuite, dans le chapitre 3, étudié l'influence de chacun de ces modes d'usages sur le vieillissement en utilisant diverses méthodes et validé les différents résultats obtenus en effectuant plusieurs essais expérimentaux de vieillissement calendaire et en cyclage.

Finalement, dans le chapitre 4, nous avons construit plusieurs scénarios d'usages et étudié leur vieillissement respectif. Nous avons, d'une part, comparé expérimentalement le vieillissement produit par un profil représentatif des usages réels avec celui du profil normalisé WLTC. D'autre part, nous avons simulé l'influence de la fréquence et de la périodicité de la recharge sur le vieillissement ainsi que l'impact d'un usage de type V2H (Vehicle to Home) sur la durée de vie des batteries.

CHAPITRE 1

1 Stockage d'énergie et méthodes d'analyse de vieillissement des batteries pour la mobilité électrique

1.1 Systèmes de stockage de l'énergie électrique (SSE) 23
1.1.1 Energie mécanique 24
1.1.2 Energie thermique 24
1.1.3 Energie électrostatique et électromagnétiques 24
1.1.4 Energie électrochimique 25
1.2 Les accumulateurs électrochimiques 26
1.2.1 Technologies de batterie (plomb, lithium-ion, NiMH, NiCd) 26
1.2.2 Usages des batteries 29
1.2.3 Vieillissement des batteries 31
1.3 Application automobile 33
1.3.1 Marché du véhicule électrique (mobilité électrique) 33
1.3.2 Etude du vieillissement des batteries et électromobilité 36
1.3.2.1 Etude du vieillissement 36
1.3.2.2 Importance de l'étude de vieillissement à partir de données réelles 38
1.3.2.3 Apport supplémentaire en étude de vieillissement en usage réel 40
1.4 Méthodes de datamining et étude du vieillissement 41
1.4.1 Analyse factorielle 44
1.4.1.1 Analyse Factorielle des Correspondances (AFC) 44
1.4.1.2 Analyse des Correspondances Multiples « ACM » 45
1.4.1.3 Analyse en composantes principales « ACP » 46
1.4.2 Partitionnement et classification 47
1.4.3 Réseaux de neurones artificiels 47
1.5 Conclusion sur les SSE en électromobilité et étude du vieillissement 49

Ces dernières décennies ont été caractérisées par une très importante évolution technique et technologique. Celle-ci s'accompagne d'un fort accroissement des besoins en énergie électrique (hausse annuelle d'environ 45 kWh par habitant depuis les années 1970, selon les données de la banque mondiale [1]). Elle a atteint plus que 3130 kWh/ habitant en 2015.

Cette évolution et ce besoin croissant de l'énergie électrique épuisent les ressources fossiles et augmentent les émissions carbonées. En effet, les années estimées de l'épuisement du charbon, du gaz et du pétrole sont respectivement 2150, 2069 et 2068 selon les ratios Réserve/Production (R/P) donnés par le rapport BP 2019 (Société BP anciennement nommée British Petroleum Company) [2] (le ratio R/P permet d'estimer la durée restante pour une des ressources si la production et les ressources restent identiques à l'année de référence). Avec une consommation en croissance continue (durant les prochaines décennies), des ressources en voie de disparition et la décroissance des énergies fossiles pour réduire les émissions de CO_2 dans l'atmosphère, il faut trouver des alternatives plus durables et plus écologiques.

Depuis les années 2000, l'utilisation des énergies renouvelables connait une augmentation considérable avec une production mondiale qui est passée de 217 TWh en l'an 2000 à plus de 1600 TWh en 2015 [3]. Cette progression va se poursuivre pendant les années à venir au vu des tendances affichées et de la baisse des coûts des installations de production d'énergie renouvelable [4].

Le développement des énergies renouvelables dépend fortement des systèmes de stockage de l'énergie. En effet les éoliennes et les panneaux photovoltaïques ne peuvent pas produire de l'énergie en continu (il existe toujours des phases de repos et de faible production). Cela nécessite alors de surproduire et de stocker l'énergie quand la source est disponible pour pouvoir assurer une disponibilité en énergie maximale.

En fait, en plus du besoin des systèmes de stockage pour assurer cette transition énergétique, le besoin en stockage d'énergie s'est accru d'une façon exponentielle durant cette dernière décennie d'une part en raison de l'expansion de l'utilisation des appareils nomades (téléphones portables, ordinateurs portables, montres connectées, rasoirs, etc.) (cf. § 1.2.2) et d'autre part pour assurer une mobilité plus verte et moins polluante avec l'augmentation du nombre de véhicules électriques et hybrides.

Dans ce chapitre, nous décrirons brièvement les différentes technologies de stockage d'énergie existantes en se concentrant sur celles liées à l'essor des véhicules électriques. Nous évoquerons alors les points forts et les faiblesses des batteries lithium-ion et notamment les problématiques de vieillissement suivant l'application et les conditions d'usage.

Nous rappellerons également l'intérêt de l'étude du vieillissement des batteries en usage automobile en réalisant un état de l'art sur ces études et sur celles des différentes techniques de « datamining » appliquées ou qui pourraient être utilisées.

1.1 Systèmes de stockage de l'énergie électrique (SSE)

Comme il est difficile de stocker l'électricité directement, il faut alors la transformer en une autre forme facilement exploitable. Pour ce faire, plusieurs moyens existent.

L'énergie électrique est principalement stockée sous formes mécanique, thermique ou électrochimique. La Figure 1.1 visualise le mix technologique des installations de stockage opérationnelle pour l'année 2019 à l'échelle mondiale. Cette figure montre que la plupart de l'énergie est stockée à l'aide des STEP (station de transfert d'énergie par pompage) [5]. Cela est principalement relié à leur très grande capacité de stockage et à leur longue durée de vie. Malgré la dominance des STEP, nous pouvons remarquer d'après la Figure 1.1 que le stockage électrochimique est en train de prendre une part de plus en plus grande du marché d'une année à l'autre (il est passé de 0,7% du marché en 2015 à 4,5% en 2019

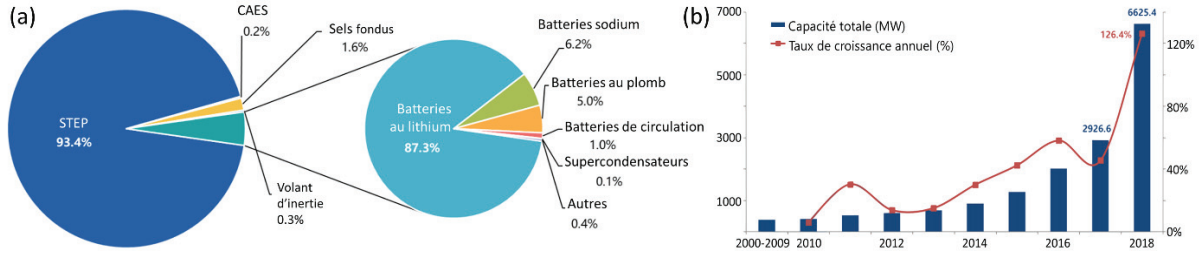


Figure 1.1 : (a) Mix technologique des installations de stockage d'énergie opérationnelle en 2019 [6]
(b) Evolution du marché mondial du stockage électrochimique [6]

Le choix de la technologie des systèmes de stockage électrochimique de l'énergie à utiliser dépend principalement de leur utilisation et de leurs caractéristiques. Les principaux critères de choix des technologies sont la capacité, les densités énergétiques et de puissance, la durée de vie, la durée de stockage et de décharge, le temps de réaction et le coût. Pour une application embarquée les systèmes les plus adaptés sont ceux ayant une forte densité de puissance et d'énergie (volumique et massique). Le diagramme suivant appelé diagramme de Ragone permet de comparer les différentes technologies de stockage suivant leurs densités massiques de puissance et d'énergie.

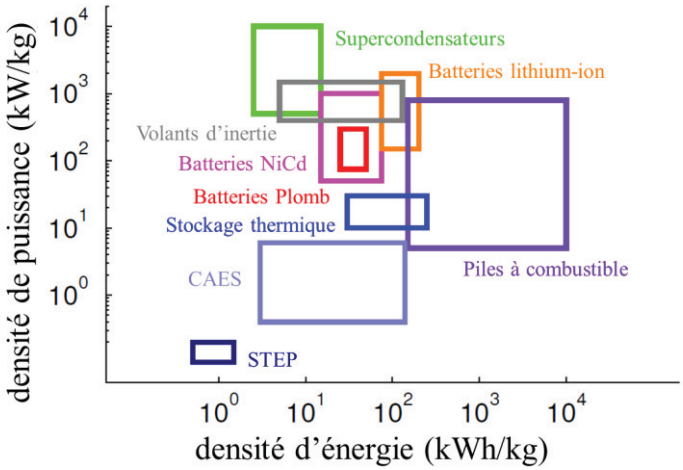


Figure 1.2 : Comparaison des différentes technologies de stockage suivant leurs densités [7]–[13]

1.1.1 Energie mécanique

Cette catégorie comprend les techniques les plus connues de stockage à grand échelle. Il existe plusieurs formes de stockage d'énergie mécanique (station de transfert d'énergie par pompage (STEP), stockage d'énergie par air comprimé (CAES « compressed-air energy storage »), volants d'inertie).

Les stations de transfert d'énergie par pompage (STEP) (cf. Annexe A § 1.1) sont des systèmes de stockage par la force gravitationnelle. Elles sont composées principalement de deux réservoirs d'eau à des altitudes différentes reliés par un système de canalisations. Le stockage et la production de l'électricité se fait en déplaçant l'eau entre les deux réservoirs[14], [15].

Les stations de stockage d'énergie par air comprimé (CAES pour « compressed-air energy storage ») (cf. Annexe A § 1.2) emmagasinent l'énergie sous forme d'air comprimé souvent dans des cavités souterraines (ancienne mine de sel ou caverne de stockage de gaz naturel) grâce à un compresseur. Cet air comprimé est libéré pour passer par des turbines pour produire de l'électricité pendant les périodes de fortes demandes.

Les volants d'inertie (cf. Annexe A § 1.3) stockent l'électricité sous forme d'énergie cinétique. En effet, l'énergie est ici stockée grâce à la rotation mécanique du volant. Il est composé principalement d'une masse tournante (un disque ou un rotor) généralement en acier massif ou en matériaux composites (fibre de carbone et fibre de verre) couplée à une machine électrique permettant la conversion d'énergie.

Le stockage par air comprimé ainsi que les volants d'inertie ont été utilisés dans des véhicules hybrides [16], [17].

1.1.2 Energie thermique

Il s'agit d'une technique mature de stockage avec des réalisations de l'ordre de 1 à 10 MW. Elle concerne majoritairement les marchés industriels et tertiaires mais bien qu'elle puisse aussi répondre aux besoins des particuliers, elle ne peut pas être utilisée pour des applications embarquées. Cette technique consiste à stocker l'énergie sous forme de froid ou de chaleur (cf. Annexe A § 2). Il existe 3 types de stockage thermique d'énergie, celui par chaleur sensible, par chaleur latente et le stockage chimique de la chaleur [18].

1.1.3 Energie électrostatique et électromagnétiques

Le stockage électromagnétique (appelé aussi SMES pour « superconducting magnetic energy storage ») est une technique capable de stocker ou d'injecter une puissance qui peut atteindre quelques 100 MW durant quelques secondes [19]. En plus de sa rapidité de réponse, le SMES est aussi caractérisé par une longue durée de vie et un rendement élevé [8]. Ce stockage de l'énergie est réalisé en générant un champ magnétique à l'aide d'une bobine supraconductrice en court-circuit parcourue par courant continu, dans un milieu cryogénique [20], [21]. Cette technologie est souvent utilisée pour l'amélioration de la qualité du réseau mais elle n'est pas applicable à l'électromobilité.

Le stockage de l'énergie sous forme électrostatique est possible grâce aux supercondensateurs. Les supercondensateurs sont caractérisés par leurs temps de charge et de décharge très réduits et leur

grande cyclabilité. Ils sont aussi appelés EDLC pour « electric double-layer capacitor ». Le stockage est réalisé en accumulant des charges électriques à l'interface entre une solution ionique et les électrodes solides. Comme la valeur de la capacité est proportionnelle à la surface des électrodes, ces dernières sont réalisées, en général avec un matériau poreux, souvent avec du charbon actif en raison de sa surface spécifique très élevée (jusqu'à 2000 m² par gramme) [22]. Ces électrodes sont plongées dans une solution ionique (l'électrolyte). L'électrolyte influe sur la température limite de fonctionnement et sur la tension maximale d'utilisation des supercondensateurs [23]. Des collecteurs de courant conduisent les électrons entre les électrodes et le circuit électrique. Un séparateur isole les deux électrodes tout en laissant passer les ions de l'électrolyte. Le principe de stockage par supercondensateurs est illustré par la

Figure 1.3.

Grace à leurs caractéristiques, les supercondensateurs sont utilisés dans plusieurs applications notamment dans le domaine du transport dans des bus, tramways, véhicules hybrides (pour des fonctions « mild-hybrid » ou « Stop & Start », …).

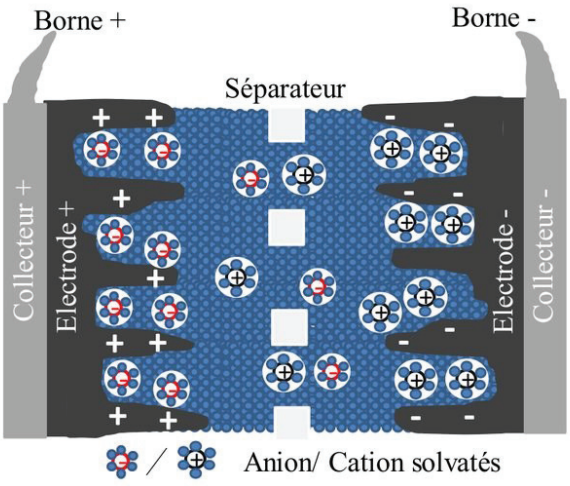


Figure 1.3 : Composition des supercondensateurs [23]

1.1.4 Energie électrochimique

Ce type de stockage concerne les systèmes capables d'emmagasiner l'énergie électrique sous forme chimique, nous y trouvons principalement les batteries électrochimiques dont celles à circulation et le stockage par le vecteur hydrogène.

Les systèmes de stockage d'énergie à hydrogène utilisent principalement un électrolyseur pour décomposer de l'eau en oxygène et en hydrogène pendant les périodes de faible consommation d'électricité. L'hydrogène est ensuite stocké sous forme d'hydrure métallique ou sous forme liquide ou à haute pression. Les différents moyens utilisés pour stocker l'énergie en utilisant l'hydrogène sont illustrés en annexe (cf. Annexe A § 3.2).

Le stockage de l'énergie par les batteries à circulation, appelées aussi batteries « redox-flow » (cf. Annexe A § 3.1) est assuré, à la différence des autres accumulateurs, par des composants chimiques

à l'état liquide. La capacité de stockage de ces batteries est proportionnelle à la quantité d'électrolyte utilisée et la puissance dépend de la surface active de la cellule [10]. Une représentation de la batterie à circulation [24] est donnée en annexe (cf. Annexe A § 3.1).

Ces batteries sont caractérisées par leurs grande modularité (large plage des ratios puissance / énergie), leur faible autodécharge et leur durée de vie assez élevée [25] (plus de 10 000 cycles et plus de 10 ans). Le principal inconvénient de ces batteries est leurs densités d'énergie massique et volumique relativement faibles par rapport à d'autres technologies de batterie, ce qui réduit leur pertinence dans les applications non stationnaires [19].

Le principe et les caractéristiques des batteries électrochimiques seront quant à elles largement développés dans le paragraphe suivant comme il s'agit de la technologie la plus utilisée dans l'électromobilité.

1.2 Les accumulateurs électrochimiques

Ces batteries stockent de l'énergie électrique sous forme chimique grâce à des réactions électrochimiques réversibles. Une batterie est composée d'une ou plusieurs cellules en série ou/et parallèle selon la tension et la capacité souhaitées. Chaque cellule est composée de deux électrodes plongées dans un électrolyte, d'un séparateur et de collecteurs. Les électrodes positive et négative subissent une réaction d'oxydation ou de réduction selon la charge ou la décharge. Les électrons circulent alors entre les deux électrodes par le biais d'un circuit électrique extérieur mais les ions voyagent à travers l'électrolyte à l'intérieur de la cellule. Les séparateurs jouent le rôle d'isolation électronique entre les électrodes et les collecteurs assurent la connexion entre les électrodes et le circuit externe.

Un accumulateur d'énergie est caractérisé surtout par une quantité d'énergie (liée à sa capacité, et à sa tension), une puissance maximale (que la batterie peut fournir en cas de décharge ou accepter en charge) et des tensions limites de fonctionnement.

Avec la capacité de la batterie en Ah, d'autres grandeurs sont aussi à considérer comme son état de charge appelé SoC (State of Charge), sa tension à vide OCV (Open Circuit Voltage) lorsque la batterie n'est pas sollicitée en courant et la valeur du courant exprimée par rapport à la capacité de la batterie (1C est le courant qui décharge la batterie en 1 heure, 0.5C en 2 heures, …).

Les caractéristiques des batteries varient considérablement en fonction des électrodes et de l'électrolyte utilisés. Il existe plusieurs technologies de batteries. Le paragraphe suivant illustre certaines d'entre elles.

1.2.1 Technologies de batterie (plomb, lithium-ion, NiMH, NiCd)

Selon les matériaux utilisés, les technologies des batteries sont multiples et possèdent des caractéristiques très variées. Il existe actuellement et principalement des batteries au plomb (plomb-acide), des batteries au nickel (comme les nickel-cadmium NiCd et les nickel-hydrure-métallique NiMH), des batteries lithium-ion (comme les batteries lithium-polymère, lithium-oxyde de cobalt,

lithium-fer-phosphate, …) et des batteries à base de sodium (comme celles au sodium-soufre ou au chlorure de sodium (batterie « zebra »)).

Les batteries au plomb ont été les premières batteries électrochimiques commercialisées. Elles ont une efficacité énergétique satisfaisante (environ 85 % [26]), nécessitent un niveau de maintenance relativement faible et ont un faible coût d'investissement. De plus, le taux d'autodécharge de ce type de batteries est très faible, environ 2% de la capacité nominale par mois (à 25 ° C), ce qui les rend idéales pour les applications de stockage à long terme. Elles sont aussi utilisées pour le démarrage de moteurs thermiques des véhicules car elles permettent un appel de courant élevé. Les principales limites de ces batteries sont leurs faibles énergies spécifiques avec un mauvais rapport poids / énergie et une durée de vie limitée.

Les batteries au nickel sont caractérisées par une densité énergétique plus importante et une durée de vie supérieure à celle des batteries au plomb. Les batteries NiCd sont réservées à quelques niches d'application à cause de la toxicité du cadmium. Les batteries NiMH sont en train d'être remplacées par les cellules au lithium en raison des différences de performance. Aujourd'hui elles sont principalement utilisées pour les piles rechargeables (de type AA, AAA, etc.) dans certains appareils électroniques portatifs et pour quelques véhicules hybrides comme pour le SUV Toyota Highlander.

Grâce à leur efficacité, leur densité énergétique massique et volumique, le marché des batteries lithium a fortement progressé durant cette dernière décennie au détriment des batteries au nickel. Nous pouvons ainsi remarquer sur la Figure 1.4 qu'entre 2015 et 2018 ce marché a plus que doublé.

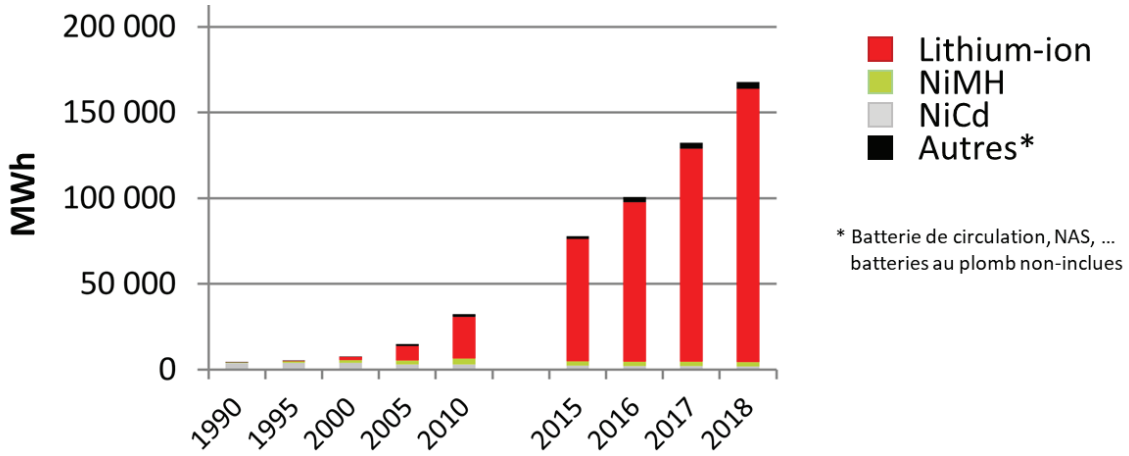


Figure 1.4 : Evolution du marché des batteries [27]

Une batterie lithium-ion est composée d'une électrode chargée positivement et une autre chargée négativement, d'un séparateur et d'une solution d'électrolyte.

L'électrode positive se compose généralement d'une feuille d'aluminium en tant que collecteur de courant, du matériau actif (par exemple du lithium-nickel-manganèse-cobalt-oxyde - NMC) et des additifs. L'électrode négative se compose souvent d'une feuille de cuivre qui est recouverte de matière active (graphite sauf pour le cas de la chimie LTO où le graphite est remplacé par du lithium-titanate) et des additifs. Les deux électrodes sont électriquement isolées l'une de l'autre par le séparateur. L'ensemble est plongé dans de l'électrolyte pour assurer un débit ionique élevé entre les deux électrodes.

Quand la batterie est en décharge, les électrons et les ions lithium passent de l'électrode négative à l'électrode positive et inversement en cas de recharge. Les électrons circulent toujours à travers le circuit externe et les ions lithium par l'électrolyte.

Un schéma de principe d'une batterie (de type NMC) est illustré sur la Figure 1.5

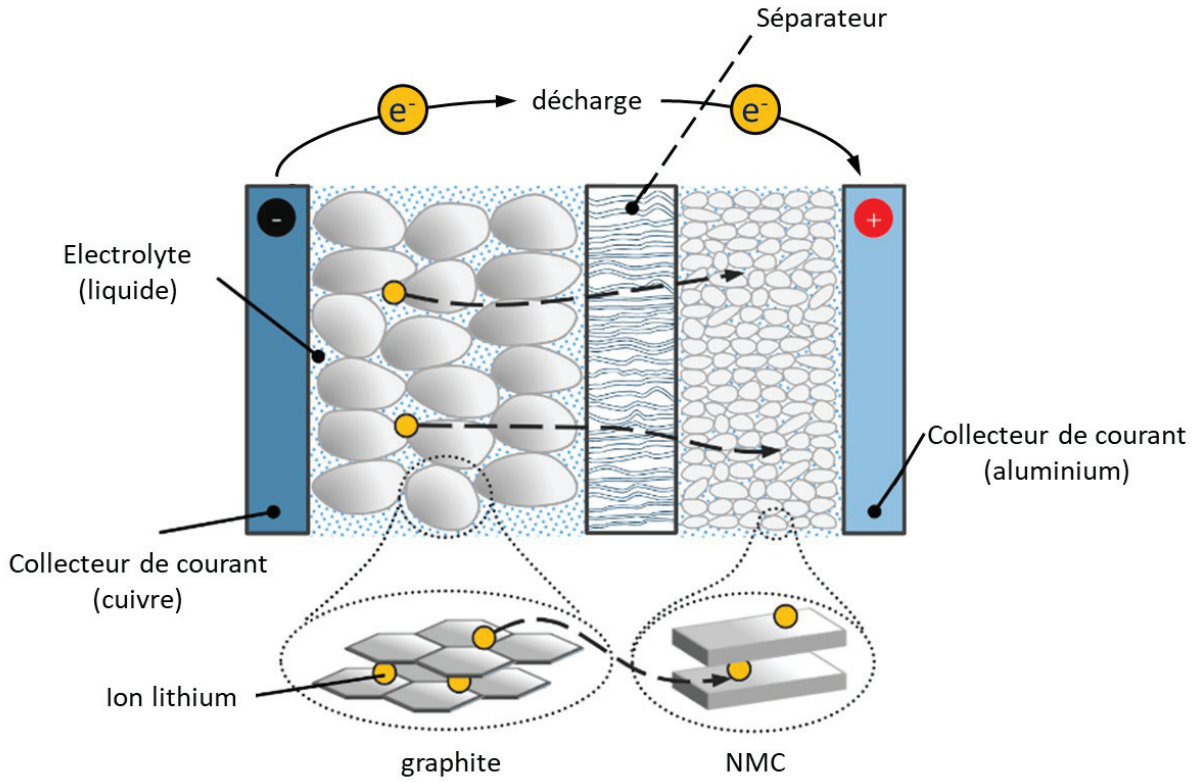


Figure 1.5 : Composition et principe d'une cellule NMC [28]

Actuellement, il existe sur le marché de nombreuses chimies différentes de batteries Li-ion, qui utilisent diverses combinaisons de matériaux d'anode et de cathode. Chacune de ces chimies a ses propres caractéristiques électriques et économiques.

Les technologies les plus courantes sont les batteries ayant généralement une électrode négative au graphite et une électrode positive au LCO (lithium cobalt oxide, $LiCoO_2$), LMO (lithium manganese oxide, $LiMn_2O_4$), NMC (lithium nickel manganese cobalt oxide, $LiNiMnCoO_2$), LFP (lithium iron phosphate, $LiFePO_4$) ou NCA (lithium nickel cobalt aluminium oxide. $LiNiCoAlO_2$). Il existe aussi des batteries au LTO (lithium titanate oxide, Li_2TiO_3) pour l'électrode négative associée à des électrodes positives au LMO ou NMC.

Les caractéristiques des batteries lithium-ion varient selon les technologies utilisées. Les caractéristiques recherchées dans une batterie sont principalement la densité énergétique (afin de stocker une grande quantité d'énergie dans un volume réduit et une masse minimale), une bonne puissance spécifique (capable de se charger et décharger dans un temps réduit), une durée de vie assez longue, une sécurité maximale, un coût abordable ainsi qu'une large plage de température de fonctionnement. Un comparatif entre les chimies des batteries lithium-ion est donné par la Figure 1.6.

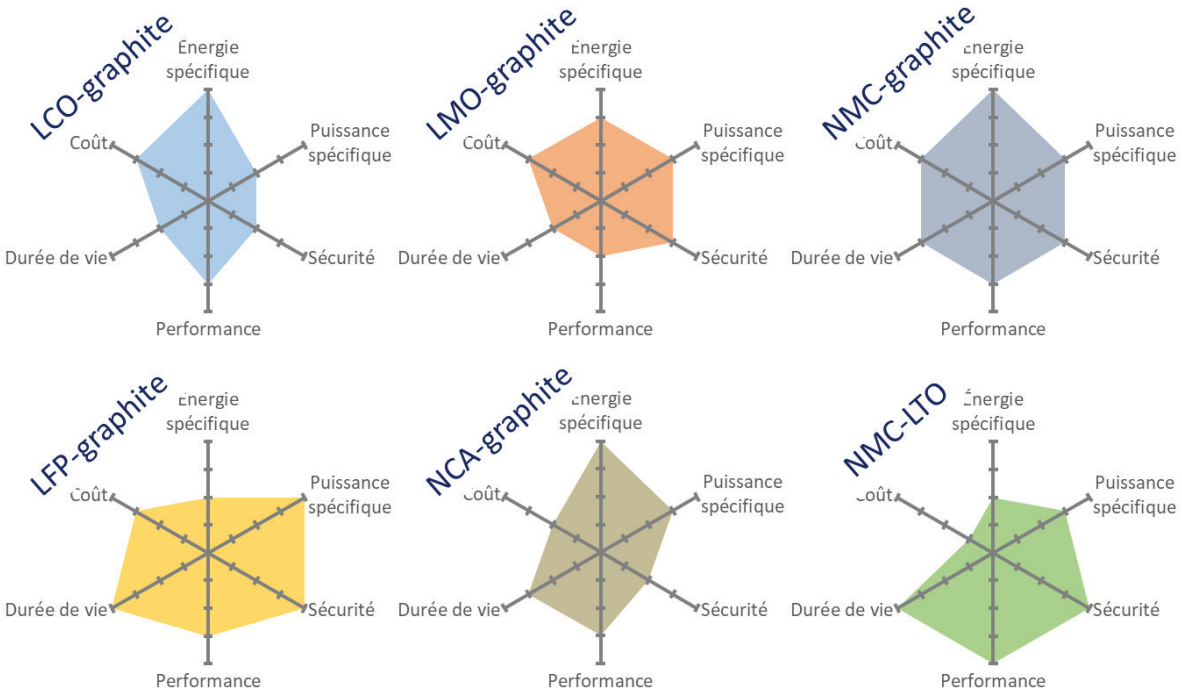


Figure 1.6 : Comparaison de quelques chimies des batteries Li-ion [29]

Afin d'améliorer certaines caractéristiques des batteries et d'augmenter leur durée de vie, les constructeurs s'appuient sur différentes techniques, notamment celle de la pose d'un revêtement (coating) permettant de protéger la matière active des réactions de décomposition en contact avec l'électrolyte. Cette technique permet aussi d'améliorer la stabilité structurelle et de supprimer les transitions de phase [30]. La technique du dopage consiste à substituer une partie du lithium cyclable ou du métal de transition par un autre élément qui ne contribue pas à la réaction d'insertion, mais dont le but est d'améliorer certaines performances notamment la puissance et/ou la durée de vie des batteries [31]–[33]. L'hybridation est une technique de plus en plus utilisée par les constructeurs des batteries lithium-ion ; elle consiste à construire des électrodes en combinant différentes particules de matière active dans le but d'avoir les meilleures caractéristiques de chaque matériau d'électrode. L'hybridation permet ainsi principalement d'améliorer la durée de vie, de diminuer le coût, d'améliorer la sécurité et d'améliorer les performances en puissance [34], [35].

Comme mentionné précédemment, le marché des accumulateurs électrochimique n'a pas cessé d'évoluer depuis maintenant presque deux décennies. Le paragraphe suivant présente l'évolution de ce marché et les différentes applications qui ont contribué à cette évolution.

1.2.2 Usages des batteries

L'utilisation et la production de l'énergie électrique a connu de grands changements ces deux dernières décennies. En effet grâce à l'accélération impulsée par la transition énergétique, l'expansion des appareils nomades et le développement de la mobilité électrique, le marché des systèmes de stockage d'énergie notamment celui des batteries électrochimiques est en plein essor.

En effet, depuis le début des années 2000, le marché des batteries lithium-ion est en croissance continue. Cette évolution est liée principalement à la popularisation des appareils électroniques nomades (téléphones et ordinateurs portables, outils portatifs, etc.). Depuis 2011, cette évolution s'est accélérée fortement lorsque les batteries lithium-ion ont commencé à être employées pour la mobilité électrique.

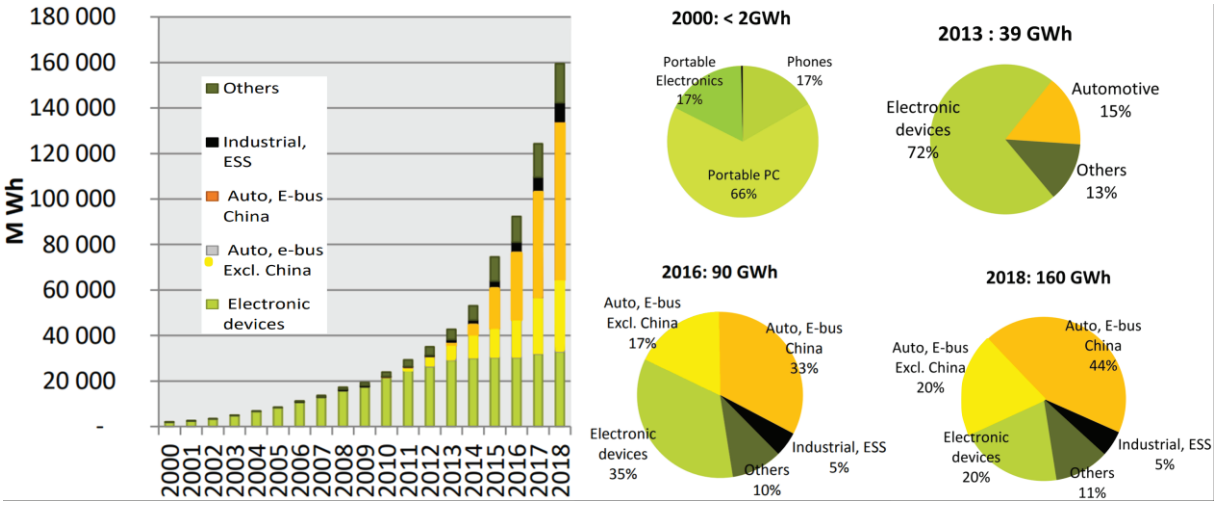


Figure 1.7 : Evolution du marché des batteries lithium-ion par application [27]

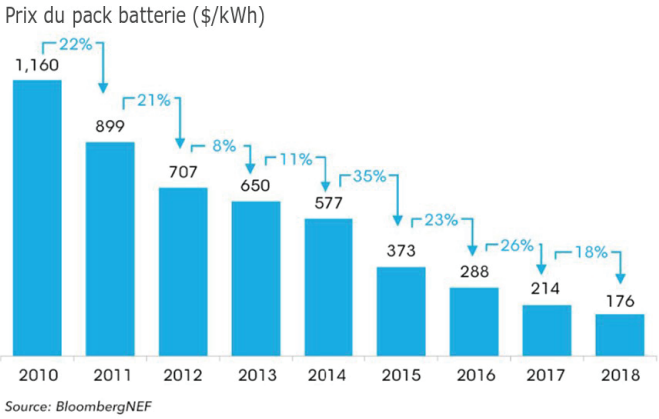


Figure 1.8 : Evolution du coût des batteries lithium-ion [36]

La Figure 1.7 représente l'évolution importante du marché des batteries lithiums par application entre 2000 et 2018. Nous pouvons constater qu'en début des années 2000 les batteries lithium-ion ont été utilisées presque exclusivement pour des appareils électroniques et majoritairement pour les ordinateurs portables. Nous pouvons aussi remarquer l'influence du marché des véhicules électrifiés sur celui des batteries. En effet, l'évolution de la part du marché des applications automobiles (de 15% en 2013 à 65% en 2018) amplifie le volume du marché des batterie lithium-ion (de 39 GWh en 2013 à 160 GWh en 2018).

La baisse du coût des batteries est aussi un autre élément qui a favorisé le développement de ce marché. La Figure 1.8 montre que le coût des batteries enregistre une baisse moyenne annuelle d'environ

20% depuis 2010. Ce coût va continuer à baisser et il devrait atteindre une valeur inférieure à 100 $/kWh d'ici 2050 [36], [37].

Malgré les nombreux avantages des batteries lithium-ion et la diminution de leur coût (cf. Figure 1.8), certains points doivent être améliorés pour favoriser encore plus la croissance de ce marché. Il s'agit principalement de la densité énergétique et de la durée de vie des batteries. Dans le paragraphe suivant, nous présentons les principaux mécanismes de vieillissement des batteries et leurs influences sur les performances des batteries lithium-ion.

1.2.3 Vieillissement des batteries

Une batterie, comme tout dispositif, peut vieillir plus ou moins vite selon les conditions de son usage. Une perte des performances des batteries peut se traduire par une diminution de la capacité (diminution de l'énergie embarquée) et une augmentation de la résistance (diminution de la puissance disponible).

La Figure 1.9, illustre ces deux phénomènes de vieillissement : la perte de la capacité et l'augmentation de la résistance.

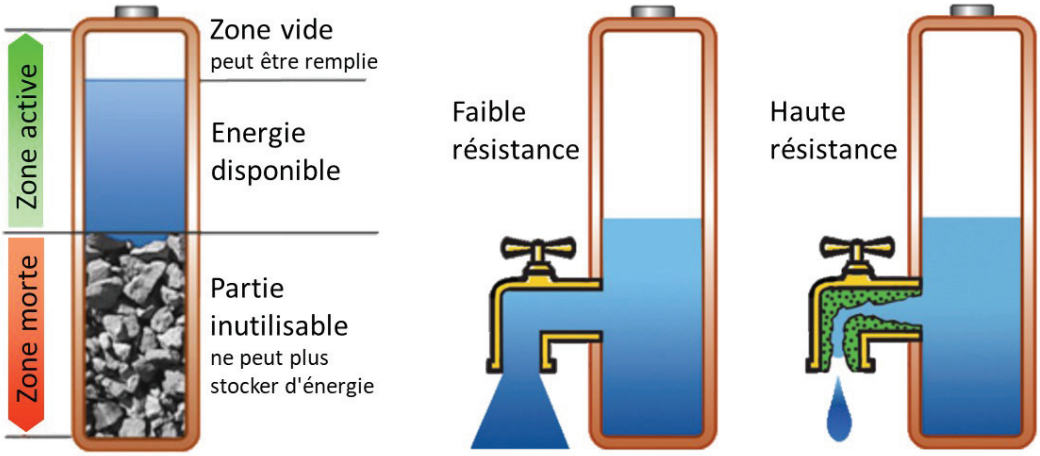


Figure 1.9 : Illustration des phénomènes de perte de la capacité et de l'augmentation de la résistance [38], [39]

Le vieillissement d'une batterie dépend en partie de chacun de ses composants : électrodes positive et négative, collecteurs de courant, électrolyte, séparateur.

Les dégradations de performances reposent sur des mécanismes physico-chimiques (corrosions, dépositions métalliques, changement de structure cristalline, dissolutions/précipitations, dilatations/contractions, etc.). Ces mécanismes de vieillissement peuvent être catégorisés en changements mécaniques (craquage des électrodes), formation de gaz, croissance de la couche de surface SEI (Solid-Electrolyte-Interface), formation de couche de lithium (lithium-plating), changements de matériaux (désordre structurel) et réactions parasites (dégradation du liant, corrosion localisée).

Groot [40] présente avec la Figure 1.10 un résumé des principaux mécanismes de vieillissement des électrodes, décrits principalement par Vetter et al.[41].

Les mécanismes de vieillissement les plus connus sont la croissance de la SEI (Solid Electrolyte Interface) impactée par les hautes températures et un niveau élevé du SoC (State of Charge). La croissance de la SEI cause une baisse de la capacité et une augmentation de l'impédance. Quant au lithium-plating (déposition de lithium sur la surface de l'électrode), il est plutôt lié aux basses températures et aux charges rapides. Le lithium-plating a des conséquences sur la perte de la capacité. Ces mécanismes de vieillissement dépendent directement du choix des matériaux d'électrodes.

Le vieillissement est fortement lié au mode de fonctionnement et aux conditions d'usage des batteries. En effet, une batterie peut vieillir quand elle est en charge ou en décharge (en cyclage), ce vieillissement en cyclage dépend principalement de la température, de l'état de charge « SoC » (State of charge) et du courant de sollicitation. Les performances d'une batterie peuvent aussi se dégrader quand elle est au repos. Ce vieillissement, appelé calendaire dépend principalement des conditions de stockage des batteries (durée, température et SoC)

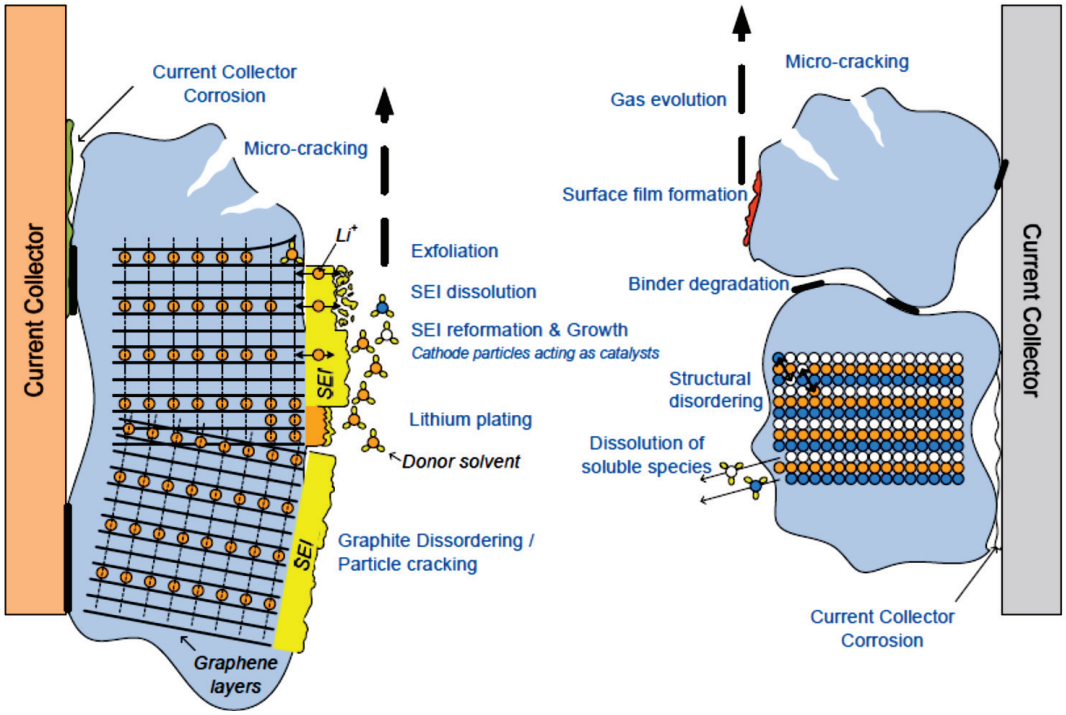


Figure 1.10 : Principaux mécanismes de vieillissement se produisant sur les électrodes des batteries lithium-ion [40]

Les critères de fin de vie des batteries sont définis en fonction de l'application. Pour les véhicules électriques, une batterie est considérée en fin de vie si la batterie a perdu 20 à 30% (certains constructeurs vont jusqu'à 35%) de sa capacité initiale ou quand sa puissance est divisée par deux [42]. Pour les véhicules hybrides le critère de fin de vie est de 30% de perte en puissance [43]. Pour des applications stationnaires, les batteries sont considérées utilisables jusqu'à ce qu'elles atteignent 65% de leur capacité initiale [44].

Pour quantifier les pertes de performances des batteries, on définit l'indice SoH pour « State of Health ». Ce paramètre est calculé en fonction des performances initiales de la batterie et celles à la fin de sa vie. Il existe principalement deux indicateurs de l'état de santé de la batterie, SoH_Q et SoH_R. Le

premier présente l'évolution de la perte de la capacité et le deuxième indique l'augmentation de la résistance.

$$SoH_Q = 100 \cdot \left(1 - \frac{Q_i - Q}{Q_i - Q_f}\right) \quad (1.1)$$

$$SoH_R = 100 \cdot \left(1 - \frac{R - R_i}{R_f - R_i}\right) \quad (1.2)$$

Q_i est la capacité initiale de la batterie, Q est la capacité mesurée à l'instant donné et Q_f est la capacité en fin de vie (par exemple 70% de Ci). Les notations concernant la résistance sont similaires.

Comme l'automobile représente plus de 60% du marché des batteries [27] et que leur usage pour l'application automobile n'a pas encore atteint une bonne maturité technique, plusieurs travaux de recherche ont été lancés afin d'étudier les phénomènes de vieillissement dans ce domaine applicatif [40], [45]–[54].

1.3 Application automobile

Grâce à l'évolution des performances des systèmes de stockage de l'énergie électrique et à la prise de conscience des usagés sur les risques environnementaux et le risque d'épuisement des ressources fossiles, le véhicule électrique (VE) est aujourd'hui en plein essor avec un nombre d'immatriculations qui ne cesse d'augmenter (hausse de plus de 330% entre 2014 et 2019) [55].

1.3.1 Marché du véhicule électrique (mobilité électrique)

Le marché des VE a prospéré ces dernières années grâce aux multiples avantages de ce type de véhicules. En effet suivant les équations (1.3) et (1.4), les véhicules électriques sont plus économiques à l'utilisation en France avec environ 3€/100 km (Renault ZOE et Tesla S) (en termes d'exploitation et sans prise en compte du prix de la location de la batterie) contre au moins 6€/100km (pour les véhicules thermiques les plus économiques). Ils sont aussi plus fiables avec un coût de maintenance plus faible.

$$coût\ pour\ 100km = tarif\ de\ base\ (EDF) \times consommation\ moyenne\ WLTP\ (en\ kWh/100km\ ) \quad (1.3)$$

$$coût\ pour\ 100km = prix\ carburant \times consommation\ moyenne\ WLTP\ (en\ l/100km) \quad (1.4)$$

Les VE ont aussi plusieurs avantages environnementaux. En effet, ils permettent non seulement de réduire les émissions de polluants en ville mais ils peuvent aussi favoriser le développement des énergies renouvelables. La Figure 1.11 permet de comparer les émissions de CO_2 générées par les véhicules thermiques et les véhicules électriques. Nous pouvons constater depuis cette figure que les VE représentent un réel avantage environnemental surtout quand ils sont chargés par des sources non polluantes.

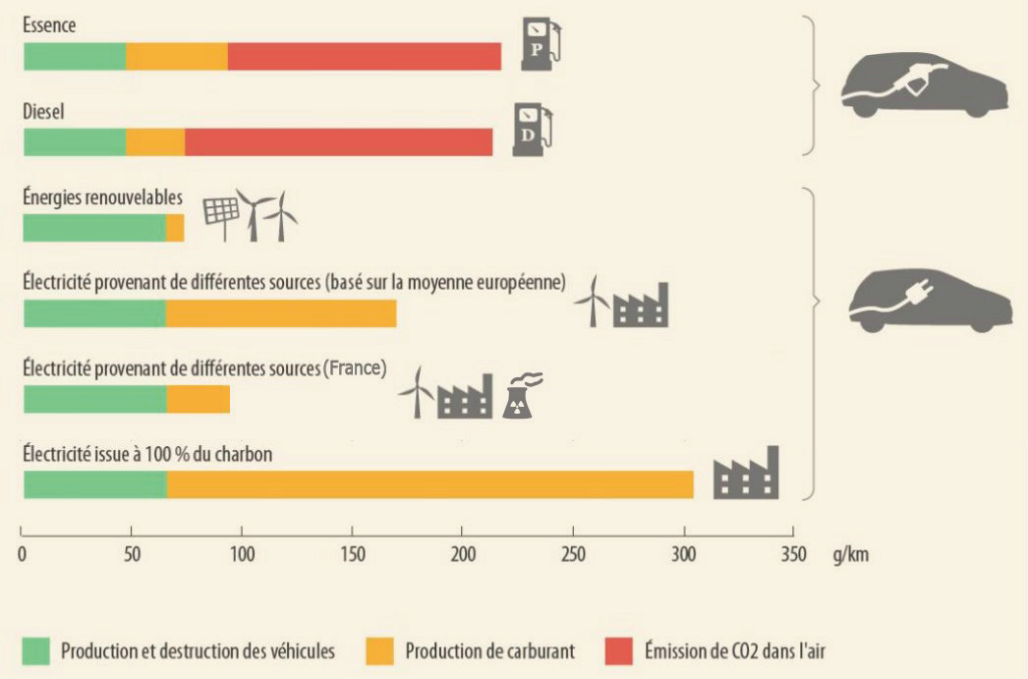


Figure 1.11 : Comparaison des émissions de CO_2 générées au cours de cycle de vie de différents véhicules [56], [57])

La Chine est le premier marché au monde pour les VE avec près d'un million de véhicules vendus en 2019 [58] mais suite à la décision d'interdire la vente de véhicules thermiques dès 2025, la Norvège occupe la première place en terme de part de marché. Ainsi, elle est le seul pays au monde où les véhicules électrifiés se vendent mieux que toutes les autres motorisations confondues [58].

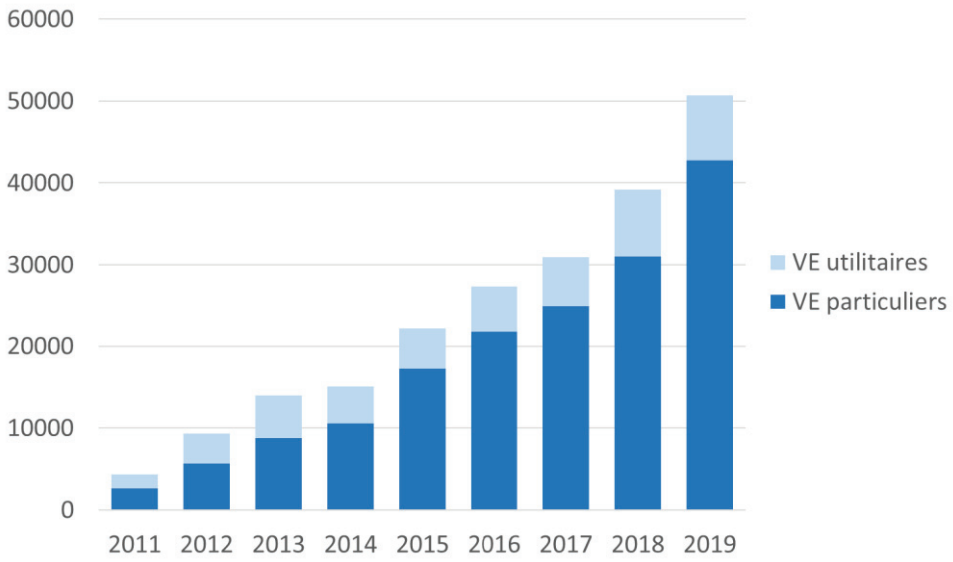


Figure 1.12 : Evolution des immatriculations de VE entre 2010 et 2018 en France [55]

En France le nombre d'immatriculation des VE ne cesse d'augmenter depuis 2010 (cf. Figure 1.12). Cependant, malgré la politique des pays visant à baisser la pollution en ville en encourageant l'achat des VE, ceux-ci restent peu répandus (1,9 % de part de marché en 2019). Cela est dû principalement à quelques limitations liées aux batteries. Cela concerne la faible autonomie des

véhicules électriques, le prix élevé des batteries (160 €/kWh), qui peut atteindre les 40 % de la valeur de la voiture et aussi leur durée de vie limitée.

Le problème de l'autonomie semble être en cours de résolution puisque les nouveaux modèles de VE affichent une autonomie beaucoup plus importante que celle des modèles sortis quelques années auparavant. Le prix élevé des batteries peut être atténué par une production massive et il est en train de baisser et atteindra moins de 100 €/kWh dans moins de 5 ans [27], [36]. Cependant, le problème de la durée de vie reste toujours d'actualité. En effet, maitriser la durée de vie des systèmes de stockage d'énergie permet d'économiser sur le coût de remplacement en fin de vie et aussi sur le juste dimensionnement énergétique du système.

D'après les estimations réalisées par la Commission de Régulation de l'Energie (CRE) [59], le nombre de véhicules électriques et hybrides rechargeables en France pourrait être compris entre 3 et 15 millions d'unités à l'horizon de 2035. Cette évolution n'aura pas un grand impact sur la consommation électrique annuelle globale. En effet, d'après les estimations de la CRE, un million de véhicules électriques en circulation consomment en moyenne 2 TWh sur une année ce qui fait un total de 30 TWh dans le cas le plus extrême. Cette dernière consommation est équivalente à seulement 6 % de la consommation française de l'électricité (480 TWh). Néanmoins si 9 millions de voitures étaient branchés au même moment, le besoin de puissance serait alors de 10.2 GW ce qui est supérieur à la puissance fournie par 10 réacteurs nucléaires. Une des solutions envisagées serait le décalage des recharges de quelques heures pour s'éloigner des périodes de fortes demandes d'électricité ou d'effectuer des recharges intelligentes, pilotées pour répartir la puissance appelée sur le réseau. Certains suggèrent des bornes de recharge associées à du stockage tampon afin de limiter la puissance sur le réseau. Le véhicule connecté au réseau (V2G : Vehicle-to-Grid), au bâtiment (V2B : Vehicle-to-Building) ou au logement (V2H : Vehicle-to-Home), permet d'injecter de l'énergie stockée par les batteries des véhicules à l'échelle du réseau, d'un bâtiment ou d'une maison. Ces solutions pourraient ainsi faire passer la voiture électrique d'une contrainte à une opportunité pour le réseau électrique.

Appliqué à des millions de voitures électriques, la capacité de stockage serait très importante et permettrait de contribuer à l'équilibrage du réseau, notamment pour la gestion des énergies dites « intermittentes ».

En dehors de l'intérêt de ces dispositifs pour l'équilibre du réseau, le « vehicle-to-grid » permettrait aussi de compenser les coûts d'acquisition des véhicules, en créant des revenus supplémentaires générés grâce à la revente de l'énergie réinjectée dans le réseau, si une politique en ce sens est mise en place.

La technologie du V2G est considérée comme l'un des piliers du développement de la mobilité électrique pour les années à venir mais il faut déterminer si le gain engendré par la connexion des batteries sur le réseau de distribution électrique n'est pas compensé par une durée de vie raccourcie.

1.3.2 Etude du vieillissement des batteries et électromobilité

Il existe plusieurs travaux de recherche à travers le monde portant sur le vieillissement des batteries lithium-ion dans des applications automobiles. Cependant, beaucoup de ces travaux ne prennent en compte que le vieillissement calendaire ou bien le vieillissement par cyclage. Tandis que, dans l'application automobile, les batteries sont confrontées à une alternance entre ces deux types de vieillissement.

1.3.2.1 Etude du vieillissement

L'étude du vieillissement des batteries en application automobile et l'influence des types et des conditions d'usages des batteries sont des sujets qui préoccupent les chercheurs depuis maintenant plusieurs années. Plusieurs modèles de vieillissement ont été établis pour décrire les dégradations des performances des batteries en fonction d'un ou plusieurs facteurs d'accélération de vieillissement (température, tension, courant, etc.). Ces modèles sont basés principalement sur des lois physiques (Arrhenius, etc.) ou des lois empiriques mathématiques (puissance, polynômes, etc.).

Comme le taux d'utilisation d'un véhicule est très faible et qu'un véhicule passe entre 80% et 95% de sa vie au repos, plusieurs recherches ont porté sur l'étude du vieillissement calendaire. Ces études montrent principalement que le stockage des batteries à haute température et à des SoC élevés peut accélérer le vieillissement des batteries lithium-ion [40], [45]–[50].

Comme évoqué précédemment, les principaux mécanismes de vieillissement reposent sur des réactions chimiques. Ainsi pour modéliser la perte de performances des batteries lithium-ion en fonction de la température et du temps, plusieurs chercheurs ont utilisé la loi d'Arrhenius modifiée [47], [51]–[54] (cf. équation (1.5)). Q représente la perte de la capacité, E_a est l'énergie d'activation, k est la constante de Boltzmann (8,617 . 10^{-5} eV/K), T est la température absolue (Kelvin), t désigne le temps et z le facteur de puissance du temps (généralement entre 0,5 et 1).

$$Q(t,T) = A\ exp\left(\frac{-E_a}{k\ T}\right) t^z \qquad (1.5)$$

En dépit de quelques cas particuliers [47], [60] qui montrent que l'évolution de la perte de la capacité en fonction du SoC n'est pas toujours monotone, la plupart des études [51], [54], [61], [62] montrent que le vieillissement peut être accéléré quand le SoC de la batterie est élevé. En effet, plus il est élevé, plus la différence de potentiel entre les deux électrodes est accrue ce qui provoque une instabilité électrochimique plus prononcée entre elles et l'électrolyte.

Pour modéliser le vieillissement en fonction de la température et du SoC, il est possible de modifier les coefficients de l'équation précédente et de les exprimer en fonction du SoC. Le coefficient pré-exponentiel A et l'énergie d'activation E_a vont alors dépendre du SoC. L'équation peut alors s'écrire sous la forme suivante :

$$Q(t,T,SoC) = A(SoC)\ exp\left(\frac{-E_a(SoC)}{k\,T}\right)t^z \tag{1.6}$$

Les travaux de Redondo-Iglesias [51] ont montré que log(A) et E_a varient linéairement en fonction du SoC. Il est alors possible d'écrire A(SoC) et E_a(SoC) sous les formes suivantes :

$$A(SoC) = A_0 exp(B_s \cdot SoC) \tag{1.7}$$

$$E_a(SoC) = E_{a_0} + \delta_s \cdot SoC \tag{1.8}$$

Le modèle général de la perte de la capacité en vieillissement calendaire s'écrit ainsi sous la forme suivante :

$$Q(t,T,SoC) = A_0 \cdot exp(B_s \cdot SoC) \cdot\ exp\left(\frac{-E_{a_0} + \delta_s \cdot SoC}{k\,T}\right)t^z \tag{1.9}$$

Si lors du vieillissement calendaire les principaux facteurs de dégradation de performances sont la température et le SoC, en cyclage d'autres paramètres comme le courant, la variation de SOC (ΔSoC) ou la profondeur de décharge (DoD pour Depth of Discharge), etc. doivent être considérer.

Les études du vieillissement en cyclage [54], [63]–[66] montrent que plus le SoC, le courant ou le DoD sont élevés plus le vieillissement est important. Les pics de courant demandés peuvent eux aussi favoriser l'accélération du vieillissement des batteries. En effet, leur présence peut générer un niveau élevé d'énergie fourni ou reçu par la batterie, ce qui peut contribuer à une accélération du vieillissement. Cependant, l'impact de cette variable n'a pas été étudié précisément dans la littérature actuelle, car a priori elle est rare lors de conduites simples supposées par les constructeurs [67]. Concernant l'effet de la température, plusieurs travaux de recherche [63], [68]–[71] affirment que le vieillissement en cyclage augmente avec la température. Mais ce n'est que partiellement vrai. En réalité, l'influence de la température sur le SoH de la batterie n'est pas monotone. Des études de vieillissement en cyclage sur des larges plages de température montrent que les vieillissements à faible température et à haute température sont plus marqués par rapport à une température ordinaire [49], [72]–[74]. La Figure 1.13 montre l'évolution de la capacité relative de différentes cellules en cyclage (1C) en fonction du temps et de la température.

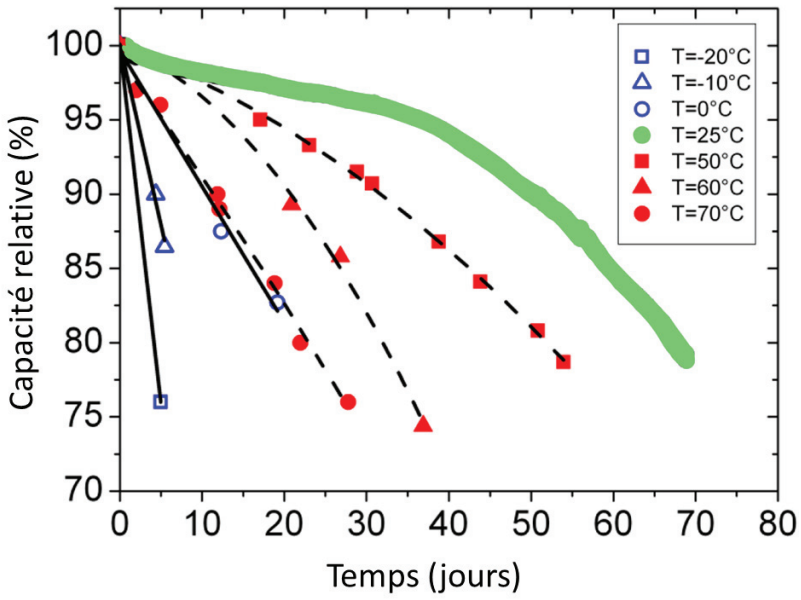


Figure 1.13 : Capacité relative en fonction du temps et de la température (vieillissement en cyclage de batteries NMC/LMO) [49]

Une batterie en usage réel est confrontée à une alternance entre ces deux types de vieillissement. Elle est alors confrontée aux multiples interactions entre les différents mécanismes de vieillissement et entre les différentes conditions d'usages des batteries.

1.3.2.2 Importance de l'étude de vieillissement à partir de données réelles

Pour étudier les problématiques liées à la durée de vie limitée des batteries en usage automobile, il est plus cohérent d'analyser et d'étudier les sollicitations des batteries et leurs conditions de fonctionnement réelles.

Comme la collecte et l'analyse des données des véhicules électriques en usage réel sont très chronophages et demandent beaucoup de ressources (il faut instrumenter chaque véhicule étudié pour pouvoir collecter assez d'informations sur le SoC, le courant, la tension, la température, etc. des batteries), il existe peu de travaux [67], [75]–[79] qui ont traité ce sujet. En fait, la plupart des travaux d'étude de vieillissement reposent sur des vieillissements accélérés constitués par des charges/décharges, partielles ou totales, à courants constants, ou sur des profils simplifiés inspirés d'usages réels mais qui sont composés d'impulsions simples et ne représentent que partiellement la diversité des usages.

Les deux études qui nous ont le plus inspiré sont celles de Barré [67] et Devie [79]. Ils ont essayé d'étudier le vieillissement des batteries en usages réels. Ils ont alors collecté un grand nombre de données sur un ensemble de véhicules afin d'étudier les principaux facteurs de vieillissement des batteries.

La méthodologie de Devie [79] repose sur la détermination des sollicitations sur les batteries en usage réel puis la réalisation de campagnes de vieillissement sur un banc d'essais. Il a en effet collecté des données d'usage d'un véhicule conduit par plusieurs volontaires (19) qui ont parcouru plus de 1600 km en 227 trajets différents. Ces données de roulage enregistrées ont été réparties sur plusieurs classes d'impulsions de charge (10714 impulsions de charge) et de décharge (9526 impulsions de décharge).

Ces impulsions ont été classifiées en 5 classes d'impulsions de charge et 5 classes d'impulsion de décharge. Ensuite les impulsions représentatives de chaque classe ont été testées sur un banc de cyclage de batteries pour étudier leurs vieillissements respectifs.

la Figure 1.14 représente les différentes impulsions représentatives de chacune des classes de charge ou de décharge sur un repère courant (A) – capacité (mAh chargés ou déchargés). Les diagrammes circulaires représentés sur cette figure indiquent la distribution ou la répartition de ces différentes classes d'impulsions.

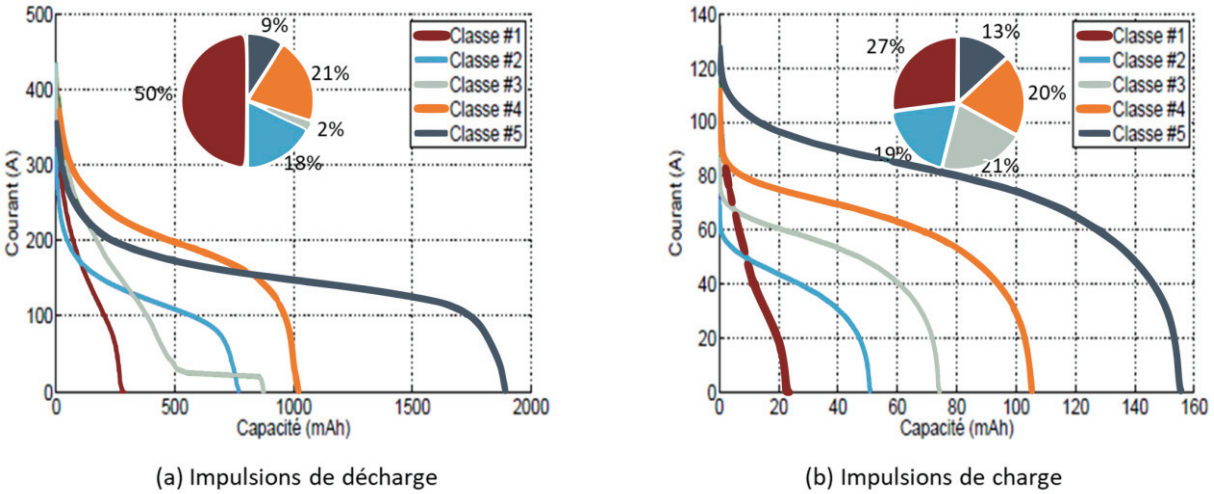


Figure 1.14 Impulsions typiques de charge et de décharge et leur répartition [79]

Quant à Barré [67], durant ses travaux de thèse, il a effectué deux types d'essais. Le premier consiste à collecter des données de suivi du vieillissement et conditions d'usages d'une première batterie (Bat1) en roulage, en stockage et sur un banc de cyclage. Ces roulages (1687 trajets) ont été effectués par un seul conducteur parcourant un circuit privé suivant un profil de vitesse prédéfini (cf. Figure 1.4). Le vieillissement effectué sur banc de cyclage reproduit le même profil de puissance que celui appliqué lors des roulages, sous une température ambiante constante de 25°C.

Le deuxième type d'essais effectué consiste à collecter des données d'usage « réel » des batteries de deux véhicules exploités sous forme d'autopartage. En effet, plusieurs conducteurs ont utilisé ces voitures lors de trajets professionnels ou privés de manière régulière et non intensive (2801 trajets). Cela lui a permis d'obtenir des données issues de divers styles de conduite et d'une large variété de conditions environnementales.

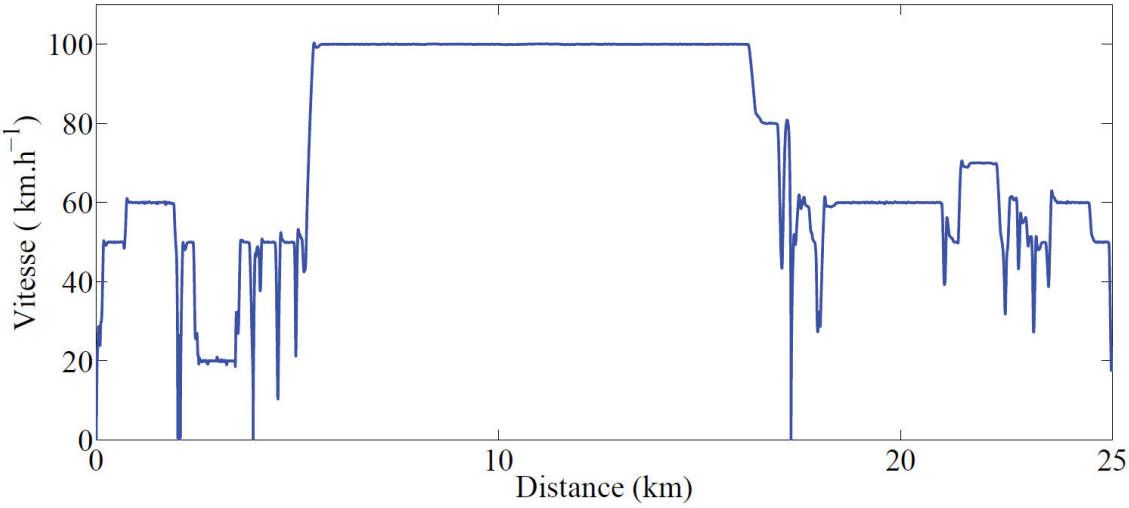


Figure 1.15 : Profil de vitesse appliqué à la batterie Bat1 lors des périodes de roulage, pour un tour de circuit [67]

Après la collecte des données, Barré a étudié l'influence des différents paramètres sur le vieillissement et il a trouvé que l'évolution de la capacité d'une batterie est reliée principalement à sa température d'usage ainsi qu'à ses conditions de stockage. Quant à l'évolution de la résistance, elle est plutôt reliée aux conditions d'usages des batteries, et donc, directement au mode d'utilisation défini par le courant et le nombre de cycles.

Malgré leurs intérêts, ces deux travaux présentent quelques points faibles.

En effet, Devie, dans la partie étude de vieillissement des batteries d'un véhicule électrique, malgré le nombre considérable de trajets réalisés par différent conducteurs, a utilisé un seul véhicule ce qui limite la généralisation de ses résultats. De plus, les caractéristiques du véhicule utilisé ne correspondent pas à la majorité des véhicules électriques actuels car la batterie était au plomb et la vitesse maximale du véhicule limitée à 65km/h. Il faut aussi noter que cette étude était basée sur des essais de vieillissements accélérés réalisés à l'aide de bancs de cyclage, ce qui limite considérablement le nombre de paramètres à étudier.

Quant au travaux de Barré [67], malgré le nombre important des données enregistrées et l'intérêt de la méthodologie choisie pour étudier le vieillissement des batteries, ils ne peuvent pas être facilement généralisables parce que, pour sa première expérimentation, l'ensemble des roulages est effectué par un seul conducteur et sur un circuit privé. De plus, le profil de vitesse utilisé est un profil simplifié et ne représente pas l'usage réel des véhicules électriques. Concernant la deuxième expérimentation, les deux voitures utilisées sont limitées en puissance et en vitesse maximale par rapport aux véhicules du marché.

1.3.2.3 Apport supplémentaire en étude de vieillissement en usage réel

Dans le cadre de cette thèse, nous avons analysé les vieillissements des batteries dans des conditions d'usages réels. En fait, nous disposons d'une base de données contenant des milliers d'enregistrement d'usages d'une dizaine de VE pendant les phases de roulage et de charge. Cette base de données (plus de 2To de données) contient pratiquement toutes les informations d'usage (plus de 500 paramètres enregistrés à une fréquence de 10 Hz) sur une durée de plus de 2 années ainsi qu'un suivi

régulier de l'état de santé des batteries. L'architecture des véhicules étudiés (Citroën C-zero) est donnée par la Figure 1.16 .

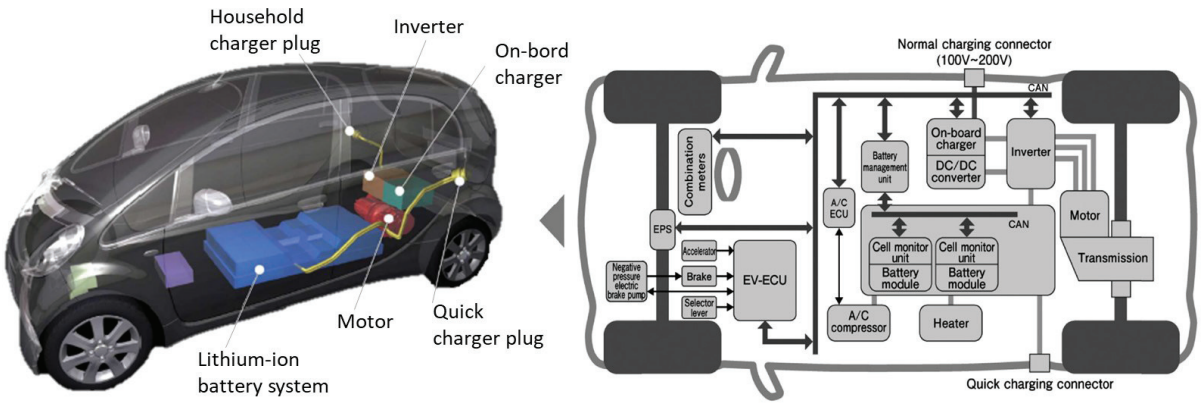


Figure 1.16 : Architecture et vue d'ensemble du véhicule étudié [80]

Pour étudier l'influence des usages et des conditions d'usage des VE sur le vieillissement, nous avons fait appel à différentes techniques de datamining (fouille de données) en réalisant un mix enrichi des deux méthodologies utilisées par Devie et Barré. Après la collecte de données et la sélection des paramètres les plus pertinents pour notre étude, nous avons classé les usages en plusieurs groupes. Nous avons ensuite étudié l'influence des modes d'usage (obtenus par classification) sur le vieillissement des batteries ainsi que l'effet des paramètres enregistrés. Les résultats obtenus ont été ensuite vérifiés et validés par des essais de vieillissement accélérés. Pour ceux-ci, nous avons respecté les mêmes conditions d'usage des batteries tels que les profils des courants de charge et décharge, les niveaux de SoC et ΔSoC ainsi que la température. La seule condition ayant été modifiée concerne les temps de repos entre les usages (roulage ou charge). Ainsi, 1 mois d'essais sur un banc de cyclage correspond à au moins 6 mois d'usage réel. L'influence des repos sur le vieillissement des batteries a été aussi validée expérimentalement avec des essais de vieillissement calendaire.

1.4 Méthodes de datamining et étude du vieillissement

Notre analyse des données d'usages réels des VE repose sur plusieurs techniques de datamining. Dans cette partie, certaines techniques utilisées dans notre étude et le processus à suivre pour réaliser une bonne exploration des données sont exposés [81].

Le datamining, appelé aussi fouille de données ou exploration des données, est le procédé permettant d'analyser les données depuis plusieurs perspectives et de les transformer en savoir et en informations utiles par l'établissement et la recherche des liaisons et corrélations entre les données [81], [82].

Le datamining peut être décrit comme la science qui consiste à expliquer le passé et à prédire l'avenir au moyen de l'analyse des données. Cette prédiction du futur est basée généralement sur la modélisation du passé et la recherche des règles décelées dans la masse de données disponibles [83].

Les principales techniques de datamining peuvent être catégorisées en méthodes prédictives ou descriptives. Le Tableau 1.1 présente une classification des principales méthodes de datamining.

Tableau 1.1. Classification des méthodes de datamining [84]

Type	Famille	Sous-famille	Algorithme
Méthodes descriptives	Modèles géométriques	Analyse factorielle (projection et visualisation dans un espace de dimension inférieure)	Analyse en composantes principales ACP (variables continues)
			Analyse factorielle des correspondances AFC (variables qualitatives et binaires) Analyse des correspondances multiples ACM (variables qualitatives et binaires)
		Analyse typologique (regroupements dans tout l'espace en classes homogènes)	Méthodes de partitionnement (centres mobiles, k-means, nuées dynamiques, k- medoids, etc.)
			Méthodes hiérarchiques (ascendantes, descendantes)
		Analyse typologique + réduction de dimension	Classification neuronale (réseaux de Kohonen)
	Modèles combinatoires		Classification par agrégation des similarités (variables qualitatives)
	Modèles à base de règles logiques	Détection de liens	Recherche d'associations
			Recherche de séquences similaires
Méthodes prédictives	Modèles à base de règles logiques	Arbres de décision ou semi-paramétriques	Arbres de décision (variable à expliquer continue ou qualitative)
	Modèles à base de fonctions mathématiques	Réseaux de neurones	Réseaux à apprentissage supervisé (perceptron, réseau a fonction radiale de bases, etc.)
		Modèles paramétriques	Régression Linéaire, ANOVA, MANOVA, ANCOVA, MANCOVA, modèle linéaire général (GLM), Régression PLS (Partial Least Squares) (variable à expliquer continue)
			Analyse discriminante de Fisher, régression logistique. Régression logistique PLS (variable à expliquer qualitative)
			Modèle log-linéaire
			Modèle linéaire généralisé GLZ(Generalized Linear Model), Modèle additif généralisé GAM (Generalized additive model) (variable à expliquer continue, discrète, comptage ou qualitative)
	Prédiction sans modèle	Analyse probabiliste	k—plus proches voisins (k-NN)

Les méthodes descriptives (ou exploratoires) visent à mettre en évidence des informations présentes mais enfouies sous le volume de données. Ces méthodes permettent aussi de réduire et de synthétiser les données.

Les méthodes prédictives (ou explicatives) visent à extrapoler de nouvelles informations à partir des informations présentes. Dans les méthodes prédictives et contrairement aux méthodes descriptives, il y a toujours une variable privilégiée, une variable à prédire (ou à expliquer) par d'autres variables dites explicatives [85].

La plupart des études réalisées à l'aide des techniques de datamining passent par plusieurs phases. D'abord il faut commencer par la définition des objectifs. Cette phase consiste principalement à définir les critères et les phénomènes à prédire et à spécifier les résultats attendus [86].

La deuxième étape est la compréhension des données qui commence par le recensement des données utilisables. Elle consiste aussi à vérifier si ces données sont accessibles, légalement et techniquement exploitables, et si elles sont suffisamment fiables et à jour.

L'exploration et la préparation des données sont le processus qui consomme le plus de temps. Il est composé de trois étapes essentielles. La première opération est le nettoyage des données, cette étape consiste à supprimer ou à remplacer les données parasites et incorrectes. En effet, la présence d'un grand nombre de valeurs aberrantes ou extrêmes, réduit considérablement la robustesse des modèles à établir. Il faut aussi noter que si une variable présente un grand nombre d'anomalies, il faut renoncer à l'utiliser [87]. La deuxième opération consiste à transformer les données étudiées afin de les rendre utiles pour le processus de mise en œuvre de leur exploration. La transformation peut se faire en modifiant les unités de mesures, en remplaçant des grandeurs absolues par des ratios, en composant des variables avec d'autre fonctions (logarithme, carré, etc.), en effectuant des combinaisons linéaires avec d'autres variables, etc. [88]. La troisième opération est la réduction du nombre de dimensions du problème soit en réduisant le nombre d'individus (en éliminant les individus hors normes ou en réalisant un échantillonnage) soit en réduisant le nombre de variables en ignorant les variables non pertinentes par rapport à notre sujet d'étude. La réduction du nombre de variables à étudier peut aussi se faire en ignorant certaines variables trop corrélées entre elles ou bien en transformant à l'aide des techniques d'analyse factorielle (e.g. ACP pour Analyse en Composantes Principales) certaines variables en d'autres variables moins nombreuses et non corrélées [86], [89].

La dernière étape avant le déploiement est l'élaboration et la validation des modèles. Généralement, au cours de cette étape, plusieurs modèles sont élaborés et comparés en fonction des variables étudiées. Une vérification des résultats est nécessaire pour la validation des modèles obtenus. Celle-ci est réalisée sur un échantillon de test distinct de l'échantillon d'apprentissage [88].

Dans notre étude du vieillissement des batteries, puisque nous disposons d'une grande quantité de données, nous avons utilisé plusieurs techniques de datamining. Nous présentons dans le paragraphe suivant les principales techniques des méthodes descriptives et prédictives. D'autres méthodes sont décrites et illustrées au paragraphe 2.3 du chapitre 2.

1.4.1 Analyse factorielle

Comme mentionné dans le Tableau 1.1, il existe plusieurs techniques d'analyse factorielle. Ces techniques permettent d'étudier simultanément plusieurs variables. L'objectif principal de l'analyse factorielle est de représenter le plus fidèlement possible les individus dans un espace de dimension réduit. Elle permet aussi de détecter des liaisons entre les variables étudiées et de repérer les variables qui séparent le mieux les individus d'une population [90]–[92].

Le choix de la technique à utiliser dépend du type et du nombre des variables à étudier. Si les variables étudiées sont qualitatives, il est possible d'utiliser l'AFC (Analyse Factorielle des Correspondances) si le nombre de variables est égal à deux ou alors l'ACM (Analyse des Correspondances Multiples) pour un nombre de variables plus grand. Par contre si les variables sont quantitatives, la technique d'analyse factorielle la plus adaptée est l'ACP (Analyse en Composantes Principales).

1.4.1.1 Analyse Factorielle des Correspondances (AFC)

C'est une méthode d'analyse factorielle qui permet de convertir des données initialement sous forme matricielle en un graphique dans lequel chaque ligne et chaque colonne de la matrice est représentée par un point. Cette méthode vise principalement à étudier les relations entre les modalités de deux variables qualitatives [91]. Si les variables sont numériques, elles doivent être découpées en classes. Par exemple, une variable âge (variable numérique) peut être convertie en plusieurs modalités de tranches d'âge [93]. Cette analyse s'applique au tableau de contingence, qui met en correspondance les deux variables à étudier. Un exemple d'AFC est donné sur le tableau 1.2 et la Figure 1.17 à l'aide d'un jeu de données étudiant la relation entre l'âge et la couleur de voiture préférée. Le tableau de correspondance est le Tableau 1.2

	Age_1	Age_2	Age_3	Age_4	Total
bleu	11	8	18	16	**53**
noir	18	22	28	22	**90**
blanc	11	15	24	31	**81**
gris	21	21	16	18	**76**
autre	39	34	14	13	**100**
Total	**100**	**100**	**100**	**100**	**400**

Tableau 1.2. Exemple d'un tableau de contingence

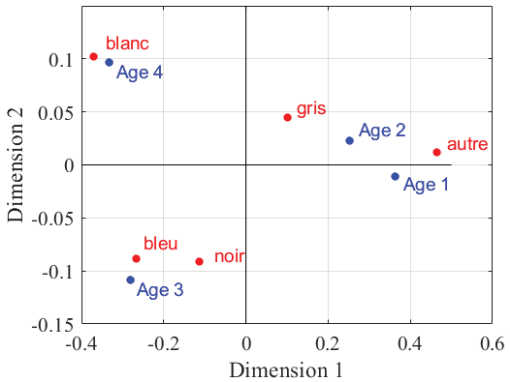


Figure 1.17 : Représentation graphique des résultats de l'AFC

La Figure 1.17 représente les résultats de l'application de l'AFC à partir du tableau précèdent. Il faut noter que plus les points sont rapprochés, plus les modalités sont connectées ou similaires, et plus les points sont éloignés plus elles sont opposées.

A partir de cette figure, nous pouvons conclure que le premier axe sépare d'un côté les classes d'âge « Age_1 » et « Age_2 » aux classes « Age_3 » et « Age_4 » et d'un autre coté les couleurs

« blanc », « bleu » et « noir » aux couleurs « gris » et « autre ». Le deuxième axe met en évidence une opposition entre d'une part « Age_3 », « bleu » et « noir » et d'autre part « Age_4 » et « blanc ». La proximité entre « Age_1 » et « Age_2 » indique qu'il y a une similitude entre les deux modalités. La proximité entre « Age_4 » et « blanc » indique que les individus appartenant à la tranche d'âge « Age_4 » ont plus de chance de de choisir la modalité de couleur « blanc ». Le même raisonnement peut être appliqué pour associé « Age _1 » avec « autre » et « Age_3 » avec « bleu ».

1.4.1.2 Analyse des Correspondances Multiples « ACM »

Cette méthode est utilisée quand il s'agit d'une étude des variables qualitatives et que le nombre de variables est supérieur ou égal à trois. Cette méthode à la différence de l'AFC n'utilise pas le tableau de contingence mais plutôt un tableau de codage condensé. Celui-ci contient n ligne et m colonnes où n est le nombre d'individus ou d'observations et m est le nombre de variables à étudier. Chacune des variables m (qualitatives) peut avoir plusieurs modalités (ou valeurs) [94], [95]. Comme toute analyse factorielle, l'ACM transforme le tableau des données en un graphique en représentant les individus et les différentes modalités. Un exemple est donné par le Tableau 1.3 et la Figure 1.18 pour illustrer le fonctionnement de l'ACM. Ce jeu de données comporte 10 observations, 10 personnes questionnées, hommes « h » et femmes « f » sur la distance entre le domicile et le travail et le mode de transport utilisé (marche, vélo, bus et voiture). La variable « distance » est une variable initialement numérique transformée en variable qualitative d1 (distance < 4 km) et d2 (distance ≥ 4 km).

	sexe	mode	distance
Obs 1	h	marche	d1
Obs 2	f	bus	d2
Obs 3	f	vélo	d2
Obs 4	h	marche	d1
Obs 5	h	voiture	d2
Obs 6	h	bus	d1
Obs 7	h	vélo	d1
Obs 8	f	voiture	d2
Obs 9	f	bus	d2
Obs 10	h	vélo	d2

Tableau 1.3. Exemple de tableau de codage condensé

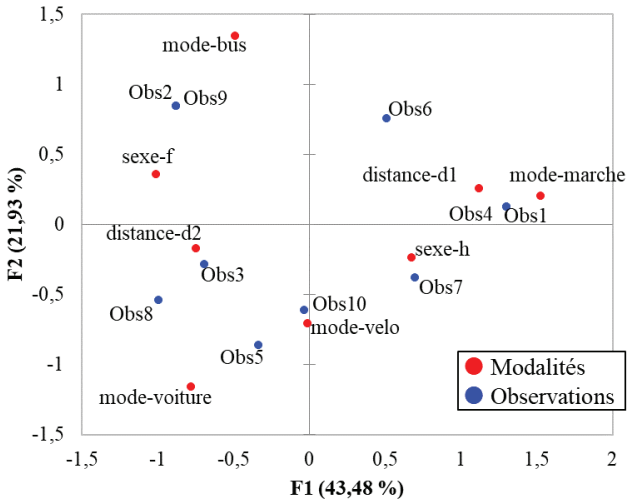


Figure 1.18 : Représentation graphique des résultats de l'ACM

En règle générale, une proximité des individus sur le plan (F1, F2) traduit une similarité des profils. Et les proximités entre les modalités traduisent une forte association entre celles-ci. La Figure 1.18 montre que certaines observations sont représentées par des points superposés. Les observations « Obs1 » et « Obs4 » (points superposés) ont des profils identiques puisqu'il s'agit dans les deux cas de deux hommes qui adoptent un mode marche et ont tous les deux une distance d1. Les observations sont représentées du côté des modalités qu'ils prennent et vice versa. En effet nous pouvons remarquer que Obs1, Obs4 et Obs7 sont placés à côté de la modalité sexe-h comme il s'agit des hommes et les individus Obs2 et Obs9 sont placés à côté de la modalité mode-bus puisque ces deux personnes utilisent toutes les

deux le bus pour leurs trajets domicile/travail. Ici le premier axe (horizontal) met en évidence une association entre les modalités mode-marche et la distance d1 et une opposition entre les modalités mode-marche et la distance d2 parce que toutes les personnes adoptant le mode-marche ont une distance d1 entre le domicile et travail.

1.4.1.3 Analyse en composantes principales « ACP »

C'est une technique d'analyse des données multivariées appartenant à la famille des techniques factorielles. Comme les autres techniques d'analyse factorielle, l'ACP permet de réduire les dimensions d'un problème en réduisant le nombre de variables à étudier en perdant le moins possible d'informations. Cette technique permet alors de projeter un nuage d'individus sur un espace de dimension réduit. Elle permet aussi de détecter des liaisons entre les variables étudiées et de repérer les variables qui séparent le mieux les individus d'une population [89], [96]–[98].

Avant la réalisation d'une Analyse en Composantes Principales (ACP), il faut commencer par centrer les données ce qui signifie qu'il faut soustraire à chaque variable leur moyenne. Cette étape permet alors de travailler sur des variables de moyenne nulle et d'avoir un centre de gravité du nuage de points coïncidant avec l'origine des axes de l'ACP. Les données sont ensuite réduites en divisant les données centrées par leur écart type.

Si nous disposons d'une matrice « A » de n individus et de m variables, le centrage et la réduction des données permet d'obtenir la matrice « Acr » calculée comme suit :

$$A_{cr} = \begin{bmatrix} \frac{(X_{1,1} - \overline{X_1})}{\sigma_{X_1}} & \cdots & \frac{(X_{1,m} - \overline{X_m})}{\sigma_{X_m}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{(X_{n,1} - \overline{X_1})}{\sigma_{X_1}} & \cdots & \frac{(X_{1,m} - \overline{X_m})}{\sigma_{X_m}} \end{bmatrix} \quad (1.10)$$

X_m est le vecteur des données de variable m, $X_{1,m}$ est la première valeur du vecteur X_m, $\overline{X_1}$ la moyenne de X_1. Et enfin σ_{Xm} est l'écart type de la variable X_m.

Après l'étape de centrage et réduction, les données sont projetées sur un autre repère de dimension réduite. Les axes factoriels sont définis séquentiellement et sont tous orthogonaux, c'est à dire qu'ils sont non-corrélés. Chacun de ces axes doit maximiser l'inertie projetée sur lui. L'inertie du premier axe est par conséquent supérieure à celle de l'axe 2 et ainsi de suite. L'inertie totale, donnée par l'équation (1.11)), est la somme des carrés des distances des individus x_i par rapport au centre de gravité. L'inertie projetée sur un axe (équation (1.12)) est la somme des carrés des coordonnées des individus sur l'axe v_i. p_i est le poids de l'individu « i ». Il est généralement égale à 1/n avec n est le nombre d'individus [99].

$$I = \sum_{i=1}^{n} p_i d(0, x_i)^2 \quad (1.11)$$

$$I_{axe} = \sum_{i=1}^{n} p_i {v_i}^2 \qquad (1.12)$$

Dans notre étude de vieillissement des batteries, l'usage de l'ACP, avec d'autres techniques de mesure de similarité entre les variables comme l'étude de corrélation, nous a permis de réduire considérablement le nombre de variables à étudier. Elles ont non seulement simplifié le problème étudié mais elles nous ont aussi permis de rendre l'information moins redondante ce qui contribue à améliorer la classification des données. Nous détaillons cette démarche et les résultats obtenus dans le paragraphe 2.3 du chapitre2.

1.4.2 Partitionnement et classification

Après l'étape de la réduction de dimension, permettant de diminuer le nombre de variables à étudier, il faut aussi penser à réduire le nombre d'individus à étudier surtout quand le volume de données et le nombre d'individus étudiés sont assez grands. Dans ce cas, il faut éventuellement passer par une étape de segmentation ou partitionnement [84]. Celle-ci consiste à regrouper les individus homogènes dans le but de construire un modèle spécifique pour chacun des segments. La segmentation de la population peut être effectuée à l'aide des techniques de classification automatique « clustering » [100], [101] comme la classification ascendante hiérarchique (CAH) et le k-means, elle peut aussi être réalisée à l'aide des réseaux de neurones « réseaux de Kohonen » [102]. Dans le paragraphe 0 du chapitre 2, nous parlerons plus en détails des différentes méthodes de partitionnement.

1.4.3 Réseaux de neurones artificiels

Parmi les méthodes les plus répandues du datamining, nous trouvons les réseaux de neurones artificiels. En effet, depuis maintenant quelques années, l'utilisation des réseaux de neurones s'est considérablement développée grâce à leur souplesse et à leur puissance de modélisation. Les réseaux de neurones sont des outils qui ont montré leurs performances sur plusieurs types d'applications en particulier dans le domaine de la classification et de la reconnaissance vocale [103]–[106].

Ils sont utilisés à la fois en apprentissage non-supervisé (sans connaissance a priori de la nature des exemples utilisés pour l'apprentissage comme les réseaux de Kohonen) et supervisé (avec connaissance a priori de la nature des exemples utilisés pour l'apprentissage) [101].

Un réseau neuronal est inspiré de l'architecture du cerveau. Il est composé de plusieurs neurones et synapses. Le réseau est composé de plusieurs nœuds connectés entre eux en plusieurs couches. Chaque nœud de la couche d'entrée présente une variable d'entrée. La couche de sortie représente les variables à expliquer quand il s'agit d'un apprentissage supervisé ou bien les classes pour l'apprentissage non-supervisé. Les couches intermédiaires (entre la couche d'entrée et la couche de sortie) sont appelées couches cachées [82], [107], [108].

Les neurones des couches cachées sont nécessaires pour traiter l'influence des interactions entre les variables d'entrées sur la couche finale de sortie. L'absence de couches cachées se traduit par une

liaison directe entre les variables d'entrées et la couche de sortie, ce qui signifie que la contribution de chaque entrée sur la sortie est indépendante des autres entrées.

La Figure 1.19 représente un exemple de réseaux de neurones ainsi que l'ensemble des calculs effectués pour chaque neurone. La sortie de chaque nœud dépend principalement des valeurs de sortie de la couche précédente (n_i), des poids associés à la connexion entre le nœud observé et des nœuds de la couche précédente (p_i), du biais (b) et finalement de la fonction d'activation ou fonction de transfert (f).

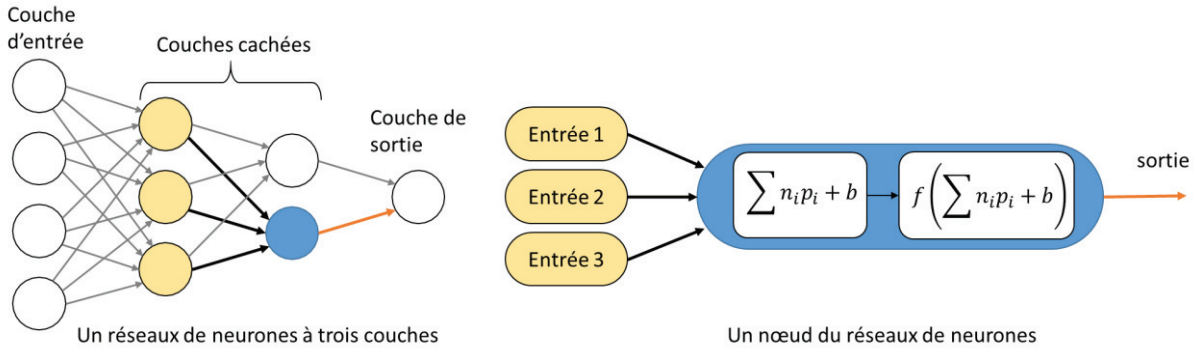


Figure 1.19 : représentation graphique d'un réseau de neurones

Il existe plusieurs fonctions d'activation [109], les fonctions les plus répondus sont Sigmoïde (fonction logistique), tanh (tangente hyperbolique), ReLU (l'unité linéaire rectifiée) ou Softmax (fonction exponentielle normalisée) [109] (cf. Annexe E § 1).

Il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones. Les principaux types de réseaux sont les réseaux de neurones à convolution (Convolution Neural Network), à propagation avant (Feedforward Neural Network), les cartes de Kohonen, les réseaux neuronaux récurrents (Recurrent Neural Network) et le perceptron multicouche (Multilayer perceptron) [110] (cf. Annexe E § 2).

L'usage des réseaux de neurones est de plus en plus présent aujourd'hui. En effet, ils permettent de modéliser des problèmes très variés comme la classification, le classement, la prédiction, la reconnaissance de parole, de visage, de l'écriture manuscrite dans plusieurs domaines tels que la médecine, l'aéronautique, dans le domaine industriel, militaire.

Nous trouvons dans la littérature plusieurs travaux de recherche sur les batteries des véhicules électriques basés sur les techniques de datamining et des réseaux de neurones. Une partie des chercheurs utilisent ces méthodes et techniques pour l'estimation du SoC des batteries [60]–[64]. Il existe aussi certains travaux qui traitent des problématiques de durée de vie des batteries, en particulier pour l'estimation de la durée de vie restante [116]–[119].

1.5 Conclusion sur les SSE en électromobilité et étude du vieillissement

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents systèmes de stockage de l'énergie électrique (SSE), notamment ceux utilisés en électromobilité. Nous avons ensuite introduit l'évolution du marché des véhicules électriques qui ne cesse pas d'augmenter grâce aux développements des accumulateurs électrochimiques notamment à celui des batteries lithium-ion. Malgré cette évolution importante de ce marché, l'essor des VE est freiné par quelques problématiques liées aux batteries à savoir le prix, l'autonomie et la durée de vie de celles-ci.

Nous avons également présenté dans ce chapitre l'intérêt de l'étude du vieillissement pour l'électromobilité à partir de données d'usages réels, nécessitant de faire appel à des méthodes de fouille de données. Une présentation de la démarche générale à suivre et des principales méthodes de datamining est donnée dans la dernière partie de ce chapitre.

CHAPITRE 2

2 Détermination de profils synthétiques représentatifs d'usages automobiles

2.1 Introduction 52
2.2 Données CROME 52
2.3 Identification des modes d'usages 53
2.3.1 Sélection des paramètres significatifs 53
2.3.2 Étude d'intercorrélation 53
2.3.2.1 Coefficient de Pearson "r" (corrélation linéaire) 54
2.3.2.2 Coefficient de corrélation de Spearman "ρ" 55
2.3.2.3 Condition de corrélation 56
2.3.3 Sélection des variables 57
2.3.4 Réduction des dimensions 60
2.3.4.1 Choix du nombre de composantes 60
2.3.5 Classifications des usages 62
2.3.5.1 Méthodes de classification 63
2.3.5.1.1 Classification supervisée (classement) 63
2.3.5.1.2 Classification non supervisée 64
2.3.5.2 Classification des usages 70
2.3.5.2.1 Choix de la distance 70
2.3.5.2.2 Choix du nombre de classes 71
2.4 Résultats de la classification 74
2.4.1 Classification suivant k-means (k-moyennes) 74
2.4.2 Classification floue fcm (fuzzy C-means) 75
2.4.3 Classification neuronale 76
2.4.4 Comparaison des résultats de classification 77
2.5 Conclusion sur la détermination des modes d'usages 79

2.1 Introduction

Ce chapitre décrit en premier lieu, les données d'usages réels utilisées pour l'étude du vieillissement. Ensuite, le processus et la méthodologie suivis pour déterminer les modes de fonctionnement sont exposés. Ce processus comprend une première phase de sélection des données à étudier, où les redondances ont été réduites en regroupant les variables corrélées entre elles et en choisissant celles qui contiennent le plus d'informations. La deuxième étape a pour objectif de réduire les dimensions du problème qui permet, en projetant les variables étudiées sur des axes orthogonaux (non corrélés), de diminuer le nombre de paramètres à étudier et d'éliminer les redondances. Enfin, pour déterminer les profils ou modes de fonctionnement, une classification de tous les usages enregistrés a été effectuée.

2.2 Données CROME

Cette étude se base sur des données extraites d'une dizaine de véhicules électriques (VE). Ces données sont fournies par l'IFSTTAR (devenue aujourd'hui l'Université Gustave Eiffel) qui a travaillé avec plusieurs partenaires français et allemands sur le projet CROME (***CRO**ss-border **M**obility for **E**Vs*) [120]. Ce projet de recherche visait à créer et tester une mobilité sûre, conviviale, transparente et fiable avec des véhicules électriques circulant entre la France et l'Allemagne. Ce projet représentait une préfiguration de l'électromobilité paneuropéenne. L'un de ses principaux objectifs était de formuler des réponses et des suggestions en vue de contribuer au processus européen de normalisation des infrastructures de charge pour l'électromobilité (telles que l'alimentation électrique, les câbles et les fiches) et des services correspondants (par exemple, l'identification, la facturation et l'itinérance).

Une démonstration de mobilité de terrain transfrontalière à grande échelle avec plus de 100 véhicules électriques a été réalisée en 2011, dans toute la zone française et allemande définie dans le projet CROME.

Parmi cette centaine de véhicules étudiés, une dizaine de véhicules électriques ont été équipés d'enregistreurs de données supplémentaires, afin de relever un ensemble de paramètres. Ce projet a permis à l'IFSTTAR d'acquérir une très grande base de données, relative à des VE en usage réel.

Dix VE appartenant à des volontaires particuliers et professionnels ont fait l'objet de notre étude. Ces VE présentent tous la même architecture. En effet, chaque VE possède un moteur de 49kW et un pack batterie constitué de 88 cellules en série de type NMC-LMO ayant une tension nominale continue de 325,6 V et une capacité énergétique de 16 kWh. Chaque cellule constituant ces packs a une capacité initiale de 50 Ah et une tension nominale de 3,7 V.

Ces VE ont été équipés par des enregistreurs de données qui relèvent et transmettent via un GSM (***G**lobal **S**ystem for **M**obile communications*), quelques centaines de variables liées au fonctionnement (enfoncement de la pédale d'accélération, vitesse, appuis sur le frein, etc.), des données liées aux batteries (températures des cellules, tension, courant, etc.) et d'autres liées à la machine électrique (température de la machine, couple, etc.).

Pour chacun des véhicules, un suivi de près de 2 ans a permis de générer des milliers de fichiers. Chaque fichier représente un usage du VE. Celui-ci peut être soit un roulage soit une charge. Dans chacun de ces fichiers se trouve un suivi de l'évolution de toutes les variables liées au VE au cours du temps avec une fréquence d'enregistrement des données de 10 Hz.

Nous avons, dans ces travaux de thèse, exploité cette mine d'information afin de pouvoir construire un modèle de vieillissement fiable qui prend en compte les conditions réelles d'usages de ces VE. Il faut noter que dans notre étude, nous n'avons utilisé que les données de 7 VE seulement (sur 10). En effet, les données des véhicules ignorés comportent plusieurs données manquantes à cause d'un grand nombre d'interruptions lors des enregistrements.

Pour arriver à cet objectif, il faut analyser ces données et les classer pour identifier les différents modes de fonctionnement du véhicule et de sa batterie. Ensuite il sera possible d'étudier l'influence de chaque mode sur le vieillissement.

2.3 Identification des modes d'usages

Pour identifier des modes d'usages représentatifs, il faut répartir tous les usages enregistrés en un nombre donné de classes. Avant de pouvoir entamer l'étape de classification, il a fallu plusieurs étapes intermédiaires. Il est important au début de sélectionner les variables les plus pertinentes et celles qui influencent le plus le vieillissement des batteries. En effet, certaines variables ont plus d'importance que d'autres quant à leur impact sur ce vieillissement.

2.3.1 Sélection des paramètres significatifs

Cette étape consiste à choisir, en se basant sur une méthode analytique, les variables qui influencent le plus le vieillissement des batteries parmi plus de 500 paramètres enregistrés tout au long du projet CROME.

Une étape de présélection est nécessaire afin d'éliminer toutes les variables qui n'ont aucun lien avec les modes de fonctionnement des batteries (comme la température de l'eau de refroidissement du moteur par exemple), en veillant à conserver toutes les variables liées aux conditions d'usage des VE (vitesse, température, etc.) et toutes les variables liées aux batteries (courant, tension, etc.). Ainsi, le nombre de variables à suivre a été réduit de plus de 500 à près de 140 (cf. Annexe B liste des variables).

Cette étape a permis de réduire considérablement le nombre de variables à étudier mais celui-ci reste toujours trop important pour réaliser une bonne classification des données.

2.3.2 Étude d'intercorrélation

Parmi les paramètres étudiés, certaines variables sont très corrélées. L'une des clés pour réussir à réaliser une bonne classification, est de réduire le plus possible toute redondance [101]. L'objectif de cette étape est de supprimer les redondances et de ne garder qu'une seule variable sur un ensemble inter-corrélé.

Pour quantifier la relation entre deux variables, il est nécessaire de calculer leurs coefficients de corrélations. Le coefficient de Pearson « *r* » permet de détecter l'existence d'une relation linéaire entre deux variables. Le coefficient de Spearman « ρ », basé sur la corrélation des rangs, permet quant à lui d'évaluer des corrélations non linéaires.

Selon S. Tufféry [84], même si les variables sont continues, il est souhaitable de comparer les deux coefficients de Pearson et Spearman. Le plus pertinent est néanmoins le second, notamment pour détecter des liaisons non-linéaires. Les deux coefficients de corrélations et les résultats obtenus sont présentés dans les paragraphes suivants.

2.3.2.1 Coefficient de Pearson "r" (corrélation linéaire)

Ce coefficient permet d'étudier l'intensité de la liaison linéaire entre deux variables. Si nous représentons les variations d'une première variable en fonction des variations de l'autre, nous obtenons un nuage de points, plus le nuage de points ressemble à une droite plus les deux variables sont corrélées. Ce coefficient varie toujours entre -1 et 1. La Figure 2.1 illustre quelques exemples de variables plus ou moins corrélées.

Les Figure 2.1(1) à 1(4)) montrent que si nous avons deux variables « X » et « Y » variant toutes les deux dans le même sens, c'est-à-dire si « X » augmente « Y » augmente, nous obtenons un coefficient de corrélation positif (Figure 2.1(1) et Figure 2.1(3)). Par contre, si ces variables varient en sens inverse, nous obtenons un coefficient négatif (Figure 2.1(2) et Figure 2.1(4)).

La Figure 2.1(3) et la Figure 2.1(4) illustrent deux cas particuliers où nous avons deux variables parfaitement corrélées (valeur absolue du coefficient de Pearson égale à 1). A l'opposé pour le cas représenté à la Figure 2.1(5) où le nuage de points formé est réparti aléatoirement sur la surface, nous obtenons un coefficient de corrélation de Pearson très proche de 0.

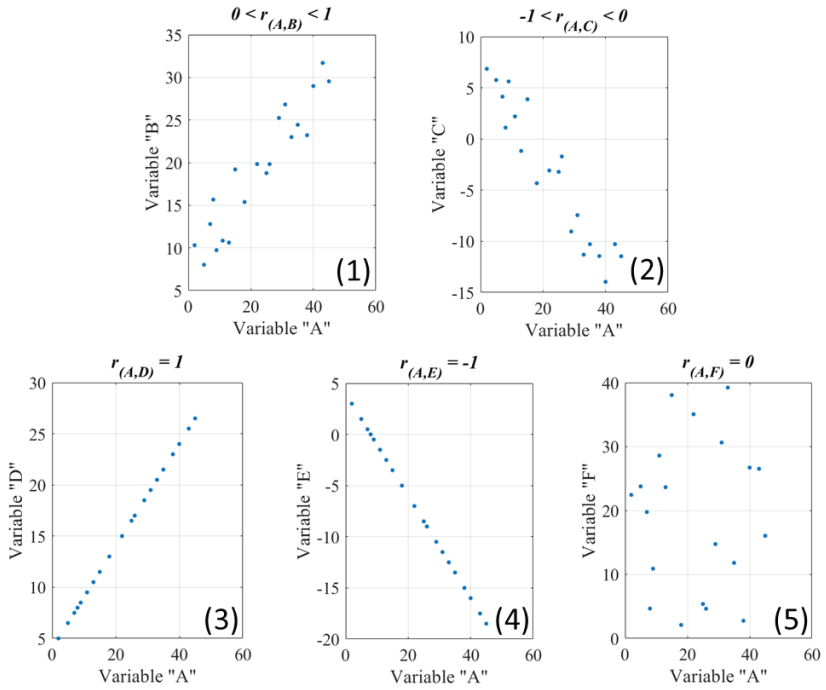


Figure 2.1 : coefficient de corrélation de Pearson dans différents cas

Si nous considérons deux variables « X » et « Y », ce coefficient peut être calculé en suivant une des équations suivantes.

$$r = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})(Y_i - \overline{Y})}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i - \overline{X})^2}{n}}\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y_i - \overline{Y})^2}{n}}} \quad (2.1)$$

$$r = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(\left(\frac{(X_i - \overline{X})}{\sigma_X}\right)\left(\frac{(Y_i - \overline{Y})}{\sigma_Y}\right)\right) = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(XCR_i \cdot YCR_i) \quad (2.2)$$

n est le nombre d'observations, $\overline{X}$ la moyenne de X et $\overline{Y}$ la moyenne de Y. Une première méthode donnée par l'équation (2.1) permet de calculer le coefficient de Pearson. Ce coefficient peut être obtenu en divisant la covariance entre X et Y (σ_{XY}) par le produit de leurs écarts-types, respectivement σ_X *et* σ_Y. Une deuxième méthode donnée par l'équation (2.2) consiste à définir ce coefficient comme la moyenne des produits des données centrées et réduites, respectivement XCR et YCR.

2.3.2.2 Coefficient de corrélation de Spearman "ρ"

Le coefficient de Spearman permet d'identifier et de quantifier l'existence d'une liaison monotone, linéaire ou non, entre les variables considérées.

Contrairement au coefficient de Pearson, celui-ci n'utilise pas les valeurs des observations dans le calcul de l'intensité de liaison entre les variables, il utilise plutôt leurs rangs. L'exemple suivant peut expliquer la démarche à suivre pour le calcul de ce coefficient.

Soit une variable X = [7, 10, 26, 20, 23, 2, 5] qui contient donc 7 observations. Le vecteur $rang_X$ peut être obtenu grâce aux étapes suivantes. Nous commençons par trier les valeurs de la variable X suivant un ordre croissant. Ensuite, pour déterminer le vecteur $rang_X$, nous remplaçons les valeurs que prend la variable X par leur numéro d'ordre, ce qui donne $rang_X$ = [3, 4, 7, 5, 6, 1, 2].

Maintenant, pour calculer le coefficient de Spearman pour les variables X et Y, nous pouvons utiliser l'équation (2.3) :

$$\rho = 1 - \frac{6\sum_{i=1}^{n} d_i^2}{n^3 - n} \quad (2.3)$$

Avec n le nombre d'observations et d_i la différence entre $rang_{Xi}$ *et* $rang_{Yi}$

Le coefficient de Spearman des variables X et Y peut aussi être considéré comme le coefficient de Pearson des rangs de ces mêmes variables. Nous pouvons en effet utiliser l'équation (2.1) en remplaçant X par $rang_X$ et Y par $rang_Y$. Ce coefficient de Spearman peut alors s'écrire grâce à l'équation (2.4):

$$\rho = \frac{cov(rang_X\ ,\ rang_Y)}{\sigma_{rang_X}\sigma_{rang_Y}} \qquad (2.4)$$

avec σ_{rangX} et σ_{rangY} les écarts-types des variables de rang

Les explications et la figure ci-après montrent l'intérêt d'utilisation de ce coefficient.

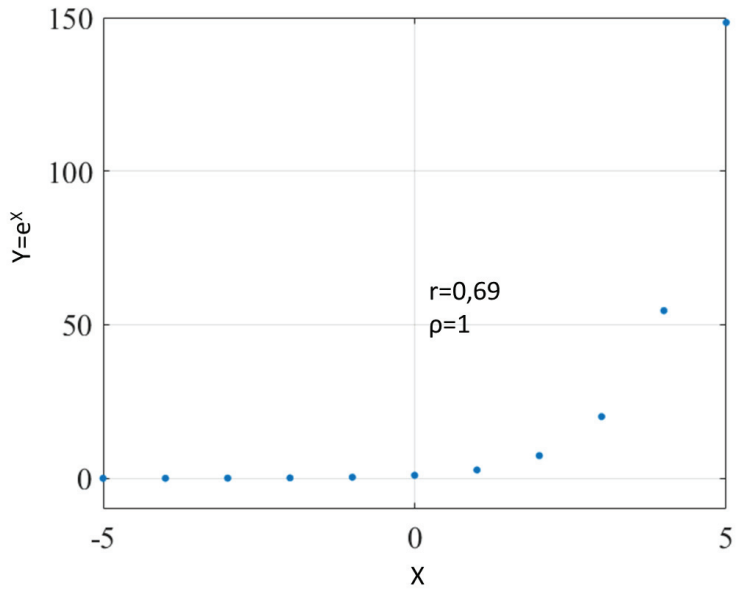


Figure 2.2 : Différence entre coefficient de corrélation de Person et celui de Spearman dans le cas d'une fonction exponentielle

Ici nous étudions la corrélation entre une première variable « X » et une deuxième « Y » définie par $Y=e^X$. La relation entre les 2 variables est non-linéaire ce qui explique le faible coefficient de Pearson. Cependant le coefficient de Spearman vaut 1, ce qui veut dire que les 2 variables sont parfaitement corrélées et varient toutes les deux dans le même sens. En effet, le coefficient de Spearman indique qu'il s'agit d'une corrélation parfaite parce que la relation $Y=e^X$ est une relation monotone c'est-à-dire quel que soit « n », si $Y_n>Y_{n-1}$, nous avons toujours $Y_{n+1}>Y_n$.

2.3.2.3 Condition de corrélation

Dans notre étude, nous avons appliqué une combinaison des deux coefficients de corrélation décrits précédemment. Nous avons considéré que deux variables X et Y sont fortement corrélées si elles suivent la condition suivante :

$$(r_{(X,Y)}>0.75 \quad ET \quad \rho_{(X,Y)}>0.8) \qquad (2.5)$$

Cette étude de corrélation a révélé que plusieurs variables sont corrélées ente elles. (cf. Annexe C tableaux corrélations). Nous avons regroupé et formé plusieurs ensembles de variables

fortement inter-corrélées. La partie suivante décrit la procédure de définition d'une variable représentative de chaque groupe de paramètres inter-corrélés.

2.3.3 Sélection des variables

L'étude d'inter-corrélation a permis de générer 18 groupes de variables fortement liées. Dans le but de minimiser les redondances, une seule variable parmi chaque groupe de variables inter-corrélées a été sélectionnée pour représenter le groupe.

Pour choisir ces variables à conserver, une étude comparative des quantités d'informations contenues par les variables a été effectuée grâce à l'entropie de Shannon.

- *Entropie de Shannon*

L'entropie de Shannon est une fonction mathématique qui permet de mesurer la quantité d'information dans un signal. Plus l'entropie d'un signal est grande, plus elle contient des informations non redondantes [121].

Considérons *X* un signal de n individus, contenant m symboles différents avec *(m<n)*. Prenons comme exemple : *X = (a, b, a, c, a, b, d, c)*. Dans ce cas, le nombre d'individus est *n=8* et dans le vecteur *X,* il existe 4 symboles différents ("a", "b", "c" et "d") d'où *m=4.* Pour mesurer la quantité d'information, il faut tout d'abord calculer la probabilité d'apparition de chacun des symboles i avec ($i \in$m), nous l'appelons P_i . Pour notre exemple $P = \left(\frac{3}{8};\frac{2}{8};\frac{2}{8};\frac{1}{8}\right)$. Quant au calcul de l'entropie, nous appliquons l'équation (2.6).

$$H(X) = -\sum_{i=1}^{m} P_i \log_2(P_i) \qquad (2.6)$$

Avec P_i la probabilité d'apparence de chacun des symboles i avec ($i \in m$). Pour notre exemple, nous obtenons *H(X)=1.9056*

Pour illustrer l'intérêt de cette technique, la Figure 2.3 présente un exemple très simple et assez fréquent. Dans cet exemple, nous considérons deux vecteurs de données « A » et « B ». Chacun de ces deux vecteurs peut être représenté par un signal égal à x divisé par 10 (x est un vecteur allant de 0 à 5 avec un pas de 0.25). La seule différence entre ces deux signaux, c'est que la précision de A de « 0.01 » est dix fois plus grande que celle de B qui est de « 0.1 ». Le calcul d'Entropie de « A » et « B » donne respectivement H(A)=4.7004 et H(B)=2.5486

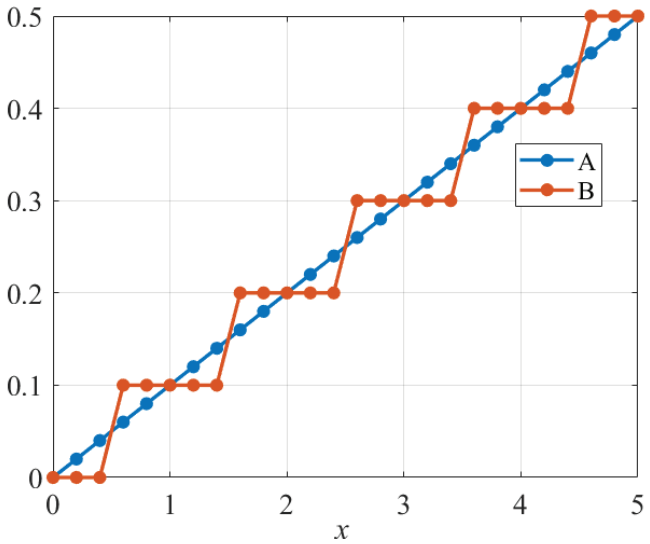


Figure 2.3 : Exemple de calcul de l'Entropie de Shannon

Avant d'entamer le calcul d'entropie des variables de notre cas d'étude, puisque nous disposons de plusieurs types de données (des pourcentages et des nombres variant dans des intervalles différents), il est impératif de procéder à une normalisation des données.

Cette normalisation a pour objectif de mettre toutes les variables à étudier sur une même échelle et de les rendre comparables. Nous avons choisi dans cette étape de réaliser une mise à l'échelle min-max. La particularité de cette normalisation est de ne changer ni la distribution ni la matrice de covariance des variables transformées. Cette technique projette les valeurs prises par chaque variable sur une échelle allant de 0 (représente la valeur minimale) à 1 (représente la valeur maximale). Cette normalisation est calculée suivant l'équation (2.7). Nous appelons *Xnorm* le vecteur normalisé de *X*. max(X) et min(X) sont respectivement la valeur maximale et minimale de X. Nous ne conservons que 4 décimales pour *Xnorm*.

$$\mathrm{Xnorm} = \frac{\mathrm{X} - \min(\mathrm{X})}{\max(\mathrm{X}) - \min(\mathrm{X})} \qquad (2.7)$$

Après la normalisation des données et la comparaison des quantités d'informations données par chaque groupe de variables inter-corrélées, nous avons réussi à sélectionner un nombre réduit de paramètres à étudier pour atteindre finalement 18 variables (présentées dans le tableau suivant).

Tableau 2.1 : Liste des variables sélectionnées

Nom de la variable	Description	Unité
SoC initial	État de charge en début de roulage	%
Courant efficace	Courant efficace de la batterie pendant tout l'usage	A
Courant charge maxi	Courant maximal de la batterie en phase de charge	A
courant de décharge maxi	Courant maximal de la batterie en phase de décharge	A
Q charge	Quantité de charge de la batterie récupérée	Ah
Q décharge	Quantité de charge de la batterie dissipée	Ah
Q déch par km	Quantité de charge de la batterie dissipée par km	Ah/km
Puissance charge moyenne	Puissance moyenne de la batterie en phase de charge	W
Puissance de décharge moy	Puissance moyenne de la batterie en phase de décharge	W
Distance	Distance du véhicule	km
Vitesse moyenne	Vitesse moyenne du véhicule pendant le roulage	km/h
Vitesse maxi	Vitesse maximale du véhicule	km/h
Accélération moyenne	Accélération moyenne du véhicule	m.s-2
Décélération moyenne	Décélération moyenne du véhicule	m.s-2
RPA	Relative Positive Acceleration (RPA) du véhicule	m.s-2
PKE	Positive acceleration Kinetic Energy (PKE) du véhicule	m.s-2
Température ambiante	Température ambiante	°C
Durée	Durée du roulage ou de la charge	min

PKE et RPA sont des paramètres indicateurs de l'éco-conduite ou de l'agressivité de la conduite [122], [123].

Un PKE élevé est associé à une conduite nerveuse, tandis qu'un faible PKE indique une conduite plus souple. Le PKE peut être calculé avec la formule suivante (2.8) :

$$PKE = \frac{1}{D}\sum\left(v_f^2 - v_i^2\right) \qquad (2.8)$$

D est la distance parcourue pendant le trajet enregistré, v_f et v_i sont respectivement les vitesses finale et initiale des fragments de trajectoire pendant les phases d'accélération (dv / dt> 0) [123].

RPA décrit la demande de puissance du conducteur. Une valeur élevée de RPA peut être expliquée par un nombre élevé de fortes accélérations. Le RPA peut être calculé comme suit (2.9)

$$RPA = \frac{1}{D}\int (v \,.\, a^{+})\ dt \qquad (2.9)$$

D est la distance totale du trajet, v est la vitesse et a + désigne les accélérations positives.

L'ensemble de ces variables obtenues permet de résumer l'information contenue par les 140 variables présélectionnées. Cet ensemble contient les informations nécessaires permettant d'étudier l'usage réel et les conditions d'usages des batteries en application automobile.

Cette méthodologie a permis de réduire drastiquement le nombre de paramètres à étudier. Néanmoins, ce nombre de variables reste encore trop important pour réaliser une classification efficiente capable de bien déterminer les différents modes d'usage. En effet, dans un espace de grande dimension (le nombre de variables est important), les données deviennent éparses et éloignées. Dans ces conditions, les méthodes statistiques usuelles ont tendance à donner des résultats biaisés et faussés. C'est le fléau de la dimension (Curse of dimensionality).

Pour pallier ce problème et rendre la classification plus performante, une réduction de dimension s'impose [124]. Cette démarche est décrite dans les paragraphes suivants.

2.3.4 Réduction des dimensions

Le nombre de variables étant toujours élevé, nous avons choisi de réaliser une Analyse en Composantes Principales (ACP) appliquée à l'ensemble des variables identifiées précédemment. En effet cette technique permet de projeter les variables en question sur un espace de dimension réduit tout en ne perdant qu'un minimum d'information [125].

Pour traiter simultanément un nombre (important ou pas) de variables, il est possible d'utiliser l'une des méthodes fondamentales des statistiques descriptives multidimensionnelles : l'ACP (cf. 1.4.1).

En utilisant cette méthode, nous sommes en mesure de réduire le nombre de variables à traiter et de rendre l'information moins redondante. En effet, cette méthode consiste à projeter des données sur des axes orthogonaux, ce qui permet une transformation des variables susceptibles d'être corrélées en de nouvelles variables non corrélées.

L'application de cette technique ACP passe principalement par une étape très importante : celle du choix de dimension, en d'autres termes, la définition du nombre de composantes à considérer. Ce choix dépend principalement de la qualité de la projection des observations et des variables sur les axes de l'ACP.

2.3.4.1 Choix du nombre de composantes

Plusieurs techniques peuvent être adoptées pour bien définir le nombre de composantes à retenir. Deux méthodes ont retenu notre attention : le critère de « coude » (rupture de pente) et la loi de Kaiser [89], [125], [126]. Ces deux techniques reposent sur le calcul d'inertie (l'inertie mesure la dispersion du nuage de points) expliquée par les axes de composantes principales.

L'inertie totale d'un nuage de points est la somme des carrés des distances des points par rapport au centre de gravité. L'inertie moyenne est égale à l'inertie totale divisée par le nombre de variables.

Lorsque nous projetons les données sur les axes de l'ACP, nous pouvons calculer l'inertie de chacune des composantes principales. La variance d'une composante principale i (variance des coordonnées des projetées des points sur l'axe considéré) est égale à l'inertie portée λ_i par l'axe principal i qui lui est associé. Cette inertie est calculée suivant l'équation (2.6), avec n le nombre d'individus (nombre de points) et e_j^i la valeur de la composante pour le $j^{ème}$ individu.

$$\lambda_i = \sum_{j=1}^{n} \frac{1}{n} \left(e_j^i\right)^2 \qquad (2.10)$$

En ce qui concerne le choix du nombre de composantes, la loi de Kaiser recommande de retenir tous les axes qui ont une inertie supérieure ou égale à l'inertie moyenne [127]. Le critère de coude ou rupture de pente est une méthode visuelle qui propose de tracer le pourcentage d'inertie expliquée par chaque composante et conserver les axes situées avant la rupture de pente.

Une application de l'ACP sur les données étudiées nous a permis de tracer le graphe suivant (Figure 2.4). Cette figure présente l'inertie pour chaque axe de l'ACP par rapport à l'inertie totale.

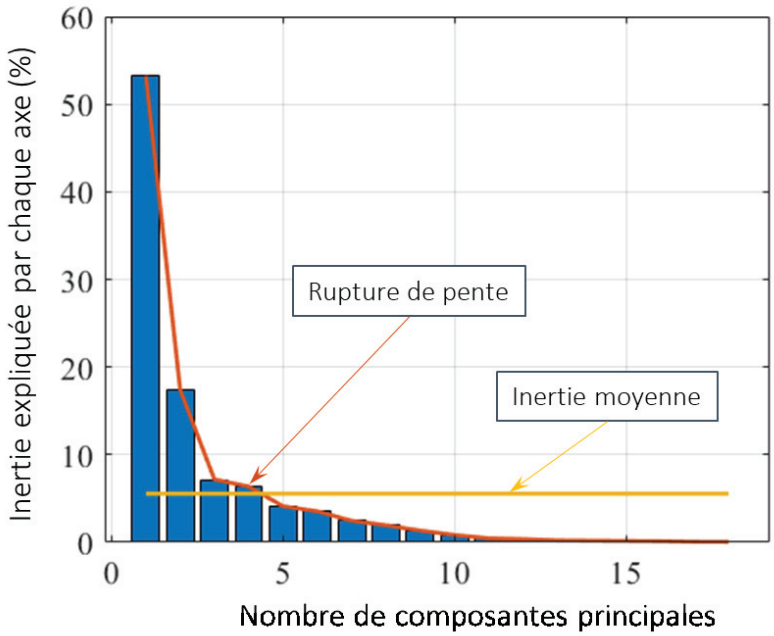


Figure 2.4 : Inertie expliquée par chaque composante principale

Dans notre cas, en suivant les 2 critères cités précédemment, le nombre suggéré de composantes principales à retenir est égale à 4. Ces 4 axes nous permettent de prendre en compte environ 80% de l'inertie totale (somme des inerties expliquées par les 4 premiers axes). Il faut tout de même vérifier si avec seulement 4 axes, la qualité de projection des variables est admissible. La qualité de la projection des variables est calculée suivant l'équation (2.7) [84], [91] :

$$QV_m = \sum_{i=1}^{m} corr^2\,(V, Ax_i) \qquad (2.11)$$

QVm représente la qualité de projection de la variable "V" sur "m" axes de l'ACP. corr^2 est le carré de la corrélation de Pearson (cf 0). V symbolise le vecteur des données de n individus de la variable "V". Ax_i est le vecteur des données des n points projetés sur le $i^{ème}$ axe de l'ACP. Plus QV_m est élevé, plus cette variable est expliquée par les m axes de l'ACP.

Nous présentons dans le tableau suivant la qualité de la projection des variables par rapport au nombre de composantes principales. La couleur rouge signifie une mauvaise qualité de projection et la couleur verte une bonne qualité de projection.

Les deux critères cités précédemment recommandent un choix de 4 axes d'ACP. Mais en suivant le Tableau 2.2, il est plus judicieux de choisir 6 composantes principales parmi 18 (nombre maximal de composantes équivalent au nombre de variables) pour garantir une qualité de projection supérieure à 75% pour chacune des variables.

Tableau 2.2. Qualité de projection des variables en fonction du nombre de composantes principales

	1 Axe	2 axes	3 axes	4 axes	5 axes	6 axes	7 axes	...	18 axes
SoC initial	8%	11%	50%	53%	97%	99%	100%	...	100%
Courant charge maxi	77%	86%	86%	87%	88%	88%	90%	...	100%
Puissance charge moyenne	72%	73%	76%	80%	81%	82%	88%	...	100%
Décélération moyenne	55%	85%	89%	90%	91%	92%	97%	...	100%
Q déch par km	18%	37%	37%	60%	68%	96%	96%	...	100%
Q charge	39%	62%	86%	87%	93%	98%	99%	...	100%
Distance	36%	82%	87%	88%	89%	90%	98%	...	100%
Q décharge	41%	83%	85%	89%	89%	90%	96%	...	100%
Vitesse moyenne	74%	88%	89%	89%	89%	91%	92%	...	100%
Vitesse maxi	85%	92%	92%	92%	93%	93%	93%	...	100%
courant de décharge maxi	72%	73%	74%	74%	74%	76%	81%	...	100%
Courant efficace	85%	89%	93%	93%	93%	93%	94%	...	100%
Puissance de décharge moy	85%	88%	90%	90%	90%	90%	90%	...	100%
RPA	86%	86%	91%	93%	95%	96%	96%	...	100%
Accélération moyenne	53%	86%	90%	91%	92%	92%	97%	...	100%
PKE	34%	84%	87%	87%	87%	89%	91%	...	100%
Température ambiante	0%	0%	12%	83%	86%	99%	99%	...	100%
Durée	38%	64%	85%	85%	92%	98%	98%	...	100%

Cette étape nous a donc permis de réduire la dimension et d'éliminer les redondances ce qui permet de réaliser une meilleure identification des modes de fonctionnement.

Pour identifier les différents modes de fonctionnement du véhicule, nous devons compter sur les techniques de classifications des données. Mais pour arriver à cette phase, il nous a fallu plusieurs étapes intermédiaires qui visent toutes à compresser les informations contenues par l'ensemble de variables, en supprimant les redondances et en minimisant le nombre de paramètres à prendre en compte pour la classification.

2.3.5 Classifications des usages

Une fois le nombre de variables réduit au maximum, en conservant un maximum d'informations, nous pouvons étudier les usages des VE que ce soit en conduite (roulages) ou pendant les charges. Comme nous avons plusieurs milliers d'usages enregistrés, nous nous sommes intéressés à

identifier les similitudes et les non-similitudes entre ces différents emplois du VE. Nous cherchons ainsi à obtenir plusieurs classes d'usage en faisant appel aux techniques de classification.

La classification, avec ces différentes techniques, est une pratique très répandue en analyse de données et en datamining. Elle est utilisée dans des contextes très divers, particulièrement les sciences humaines, la médecine, le marketing, domaines où les données sont nombreuses et difficiles à appréhender. En effet, elle est utilisée en présence d'un grand volume de données au sein duquel des sous-ensembles homogènes, susceptibles de traitements et d'analyses différenciés sont recherchés. [85]

2.3.5.1 Méthodes de classification

Il existe deux grande famille de méthodes de classification :

2.3.5.1.1 Classification supervisée (classement)

La classification supervisée nécessite une base d'apprentissage dont la nature (la classe) des éléments est connue. Les éléments inconnus sont classés dans les clusters constitués à partir de ces éléments.

Il existe plusieurs techniques de classement : les arbres de décision, les réseaux de neurone, les k plus proches voisins…

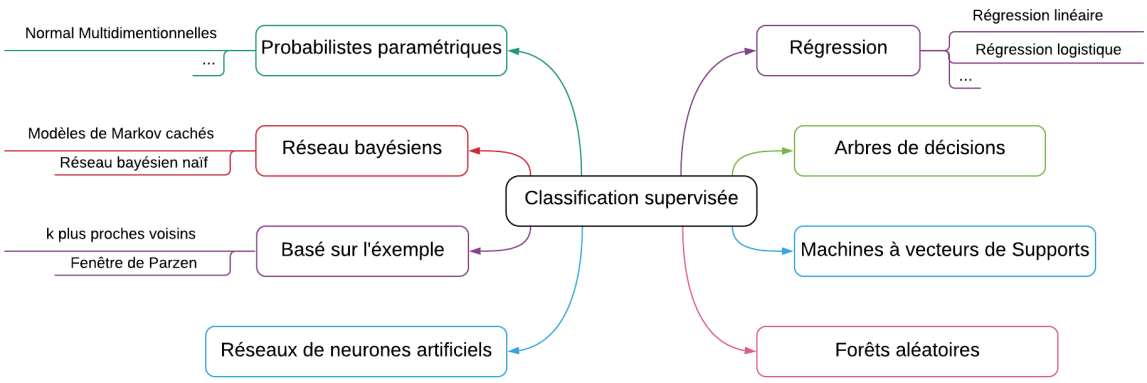


Figure 2.5 : Méthodes de classification supervisées

Nous décrivons dans les paragraphes suivants la technique des K plus proches voisins « *KNN, K-Nearest Neighbours* » qui est une des techniques de classification supervisées des plus simples et répandues. Comme son nom l'indique, c'est une technique basée sur le voisinage. Cette classification ne tente pas de construire un modèle interne général, elle est calculée à partir d'un vote à la majorité simple des K voisins les plus proches de chaque point. L'avantage de cette technique est la simplicité de sa mise en œuvre, sa robustesse aux données d'entraînement bruitées et son efficacité si les données d'entraînement sont volumineuses. Par contre, il faut bien déterminer la valeur de K (nombre de voisins), et le coût de calcul est élevé car il faut évaluer la distance de chaque instance par rapport à tous les échantillons d'apprentissage.

La Figure 2.6 illustre les étapes de cette technique et montre l'intérêt du choix du nombre de voisins pour le calcul. La Figure 2.6(a) représente l'état initial, où nous disposons de plusieurs points répartis en deux classes que nous appellerons « O » pour orange et « G » pour gris. Nous pouvons

remarquer que sur la Figure 2.6(b) un nouveau point (bleu) est introduit. Si nous choisissons de faire le calcul avec K=3, ce point bleu va appartenir à la classe « G » (cf. Figure 2.6 (c&d)). Alors que si K=5, ce nouveau point fera partie de la classe « O » (cf. Figure 2.6 (e&f)).

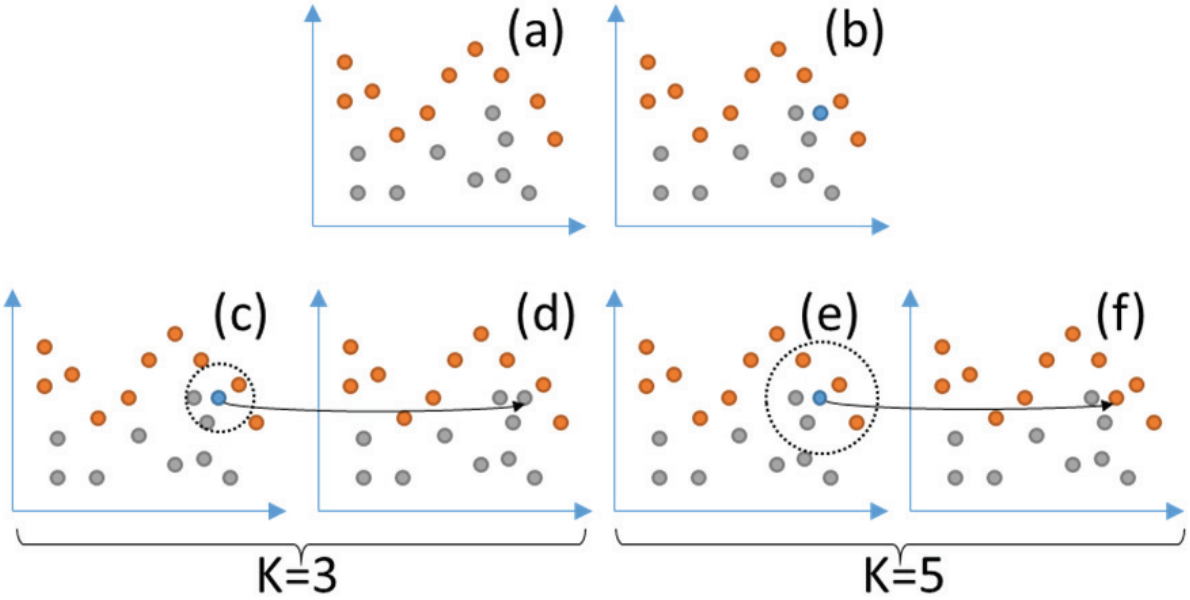


Figure 2.6 : Illustration du fonctionnement de l'algorithme de KNN

Pour éviter ces ambiguïtés, des règles de rejet peuvent être introduites : le rejet en distance, si le point est trop éloigné des points des classes constituées, et le rejet en ambiguïté, si le point se situe au voisinage de plusieurs classes.

2.3.5.1.2 Classification non supervisée

La classification non supervisée consiste à rassembler des objets (variables ou individus) en un nombre restreint de groupes. Contrairement au cas précédent, la classe des individus dans l'ensemble d'apprentissage n'est pas connue.

Cette méthode permet de générer des classes ayant deux principales propriétés. Tout d'abord, elles ne sont pas prédéfinies par l'analyste mais découvertes au cours de l'opération, contrairement aux classes obtenues avec une classification supervisée. De plus, les classes rassemblent les objets ayant des caractéristiques similaires et séparent les objets ayant des caractéristiques distinctes (homogénéité interne et hétérogénéité externe) [85].

Cette méthode est alors utilisée lorsque nous n'avons pas de connaissance préalable des classes. Elle est connue sous plusieurs noms (classification automatique, segmentation, clustering...). Il existe plusieurs méthodes de classification non supervisée, les plus connues étant la Classification Ascendante Hiérarchique (CAH), les « k-means » et la fcm (« fuzzy c-means », classification floue) [84].

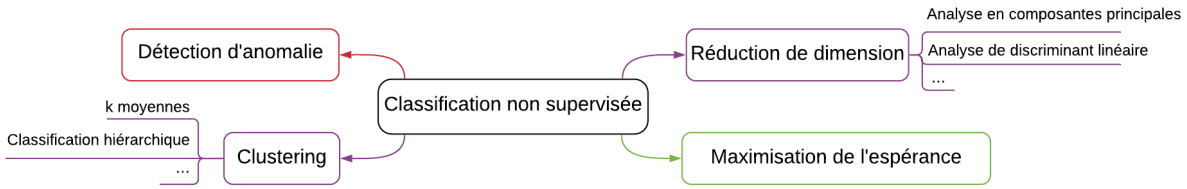


Figure 2.7 : Méthode de classification non supervisée

- *Classification Ascendante Hiérarchique (CAH)*

Le principe de la CAH repose sur le rassemblement des individus en fonction de la distance qui les séparent. Cette classification est ascendante car elle commence par des observations individuelles, elle est aussi hiérarchique puisqu'elle génère des classes ou groupes de plus en plus étendus, incluant des sous-groupes en leur sein.

La CAH regroupe itérativement les individus en les agrégeant 2 par 2, sur la base de leur proximité. Ceci permet de construire progressivement un dendrogramme (diagramme en arbre ou arbre de classification) qui regroupe, à la fin, tous les individus. En découpant cet arbre à un certain niveau choisi, le nombre de partition désiré sera produit.

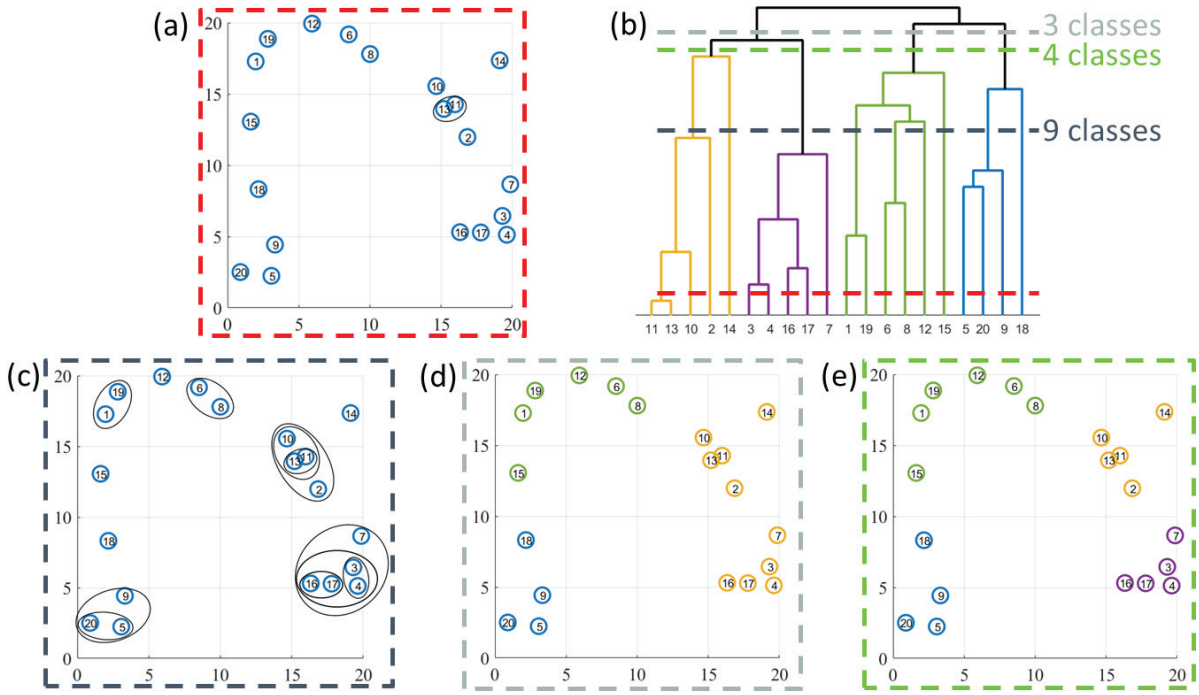


Figure 2.8 : Illustration de l'algorithme de la CAH

Sur la Figure 2.8, nous présentons un exemple qui illustre l'algorithme du CAH. Nous avons ici plusieurs points dans un espace à deux dimensions. Ces points représentent les individus à classer. Nous pouvons remarquer que les individus « 11 » et « 13 » sont les plus proches, notre algorithme va alors commencer par rassembler ces deux points et les mettre sous une même classe. La deuxième étape va rassembler les points « 3 » et « 4 ». L'algorithme va continuer à regrouper les individus 2 par 2 jusqu'à obtenir l'arbre de classification donné par la Figure 2.8(b). La Figure 2.8(c) représente les différentes étapes réalisées pour rassembler les individus hiérarchiquement en 9 groupes différents. Les Figure

2.8(d) et (e) montrent respectivement les résultats obtenus pour des classifications en 3 classes et en 4 classes.

La CAH est couteuse en temps de calcul. Néanmoins le principal avantage de cette technique est le fait que la lecture de l'arbre permet de déterminer le nombre optimal de classes. En effet, le choix du nombre de classes est une étape très importante en classification non-supervisée. Plusieurs techniques peuvent être utilisées pour aider à choisir le bon nombre de classe à conserver. Cela est abordé par la suite.

- *k-means*

k-means ou k-moyennes est l'une des techniques d'apprentissage automatique (*machine learning*) non supervisée les plus simples et les plus répandues. Cette méthode consiste à regrouper les observations en k groupes en minimisant le plus possible les distances intra-classes et en maximisant les distances entre les classes. Pour traiter les données, l'algorithme « k–means » commence par un premier groupe de centroïdes (centres de gravité, barycentres) sélectionnés de manière aléatoire (ou non), qui servent de points de départ pour chaque classe (cluster), puis l'algorithme effectue des calculs itératifs pour optimiser les positions des centroïdes. L'algorithme arrête la création et l'optimisation des clusters lorsque :

- Les centroïdes se sont stabilisés, leurs valeurs ne changent plus parce que la classification est réussie.
- Le nombre maximum d'itérations est atteint.

Le pseudo code est défini ainsi :

- **Etape 1** : Initialiser aléatoirement les centroïdes $g_i \; i \in \{1,..,n_{clus}\}$
- **Etape 2** : Mise à jour des classes
  Pour chaque $X_j \; j \in \{1,..,m\}$ faire l'attribution de la classe par : $classe(X_j) = \underset{k \in \{1,..,n_{clus}\}}{\operatorname{argmin}} \left[d(X_j, g_k)\right]$
  $\underset{z \in U}{\operatorname{argmin}}[A(z)]$: valeur de z sur l'ensemble U ou A est min
- **Etape 3** : Réévaluation des centroïdes
  $g_i = \frac{\sum_{X_j \in \Omega_i}[X_j]}{N_i}$; N_i : nombre de points de la classe Ω_i
- **Etape 4** : Répéter 2 et 3 jusqu'au critère d'arrêt
- **Critère d'arrêt** :
  Les g_i restent constant
  ou
  Le nombre d'itérations maximum est atteint

Pseudo code des kmeans

La Figure 2.9 illustre le fonctionnement de l'algorithme « k-means ».

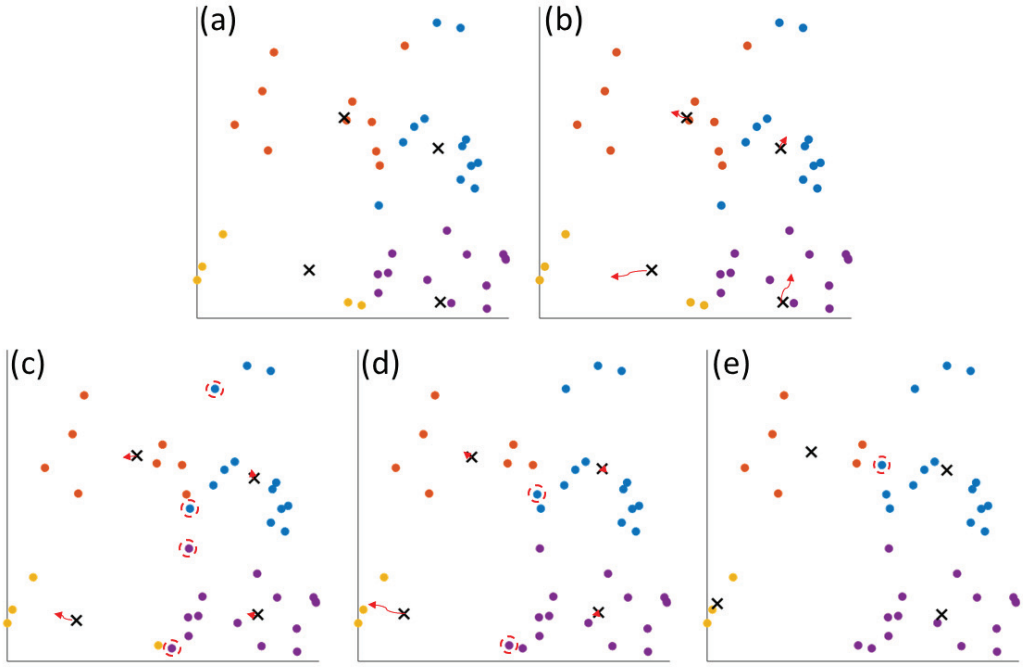


Figure 2.9: Illustration de l'algorithme des « k-means »

La Figure 2.9(a) montre l'étape d'initialisation des centroïdes (représentés par des croix « × »). Lors de cette étape, nous avons positionné aléatoirement 4 centres de classes et nous y avons affecté les individus les plus proches. Nous avons ensuite recalculé les centres de gravité des classes, ce qui a suscité un déplacement des centroïdes (flèches rouges sur la Figure 2.9(b)). Nous pouvons remarquer que certains points ont alors changé de classe (points entourés par des cercles). Nous continuons le calcul et l'optimisation des positions des centroïdes pour atteindre, à la fin, des classes stabilisées, illustrées par la Figure 2.9(e).

Une comparaison avec la CAH, nous a amenés à conclure que la méthode des « k–means » est nettement plus rapide. En plus, elle permet d'effectuer une mise à jour des centres des classes après chaque nouvelle affectation pour suivre l'évolution de son contenu. En effet, avec la CAH, si deux individus sont placés dans des classes différentes, ils ne sont jamais comparés à nouveau.

- Classification floue, fcm (fuzzy C-means)

Au lieu d'affecter les observations à une seule classe comme les classifications classiques, la classification floue associe à chaque individu, un vecteur d'appartenance à chacune des classes. Autrement dit, la classification floue [128] accepte le fait que les groupes ou les classes ne sont pas tout à fait bien séparés et attribue ainsi, à chaque observation, un degré d'appartenance à chacune des classes avec des poids compris entre 0 et 1 de sorte que la somme de tous ces poids soit égale à 1. Par exemple, si nous avons des données à répartir en 3 groupes, un individu « A » peut appartenir à la classe 1 avec un poids de 0.5, à la classe 2 avec un poids de 0.3 et à une dernière classe avec un degré d'appartenance égal à 0.2.

La classification floue cherche à minimiser la fonction suivante [129], [130] :

$$f = \sum_{i}^{k} \sum_{j}^{n} (u_{ij})^{m} \|x_j - C_i\|^2 \qquad (2.12)$$

Sous les contraintes

$$\sum_{i}^{k} u_{ij} = 1 \qquad pour\ tout \qquad j = 1, \dots, n \qquad (2.13)$$

k est le nombre de classes, n le nombre d'observations, u_{ij} désigne le degré d'appartenance de la $j^{ème}$ observation à la $i^{ème}$ classe. x désigne les observations, C_i est le centre de la classe i et m>1 est le paramètre qui contrôle le niveau de floue [131] .

Le coefficient m contrôle le degré de chevauchement entre les classes, généralement m=2 [85], [128]. Plus le coefficient m est grand, plus la transition d'une classe à une autre est lisse[132].

La Figure 2.10 illustre comment le degré d'appartenance varie en fonction du nombre des classes

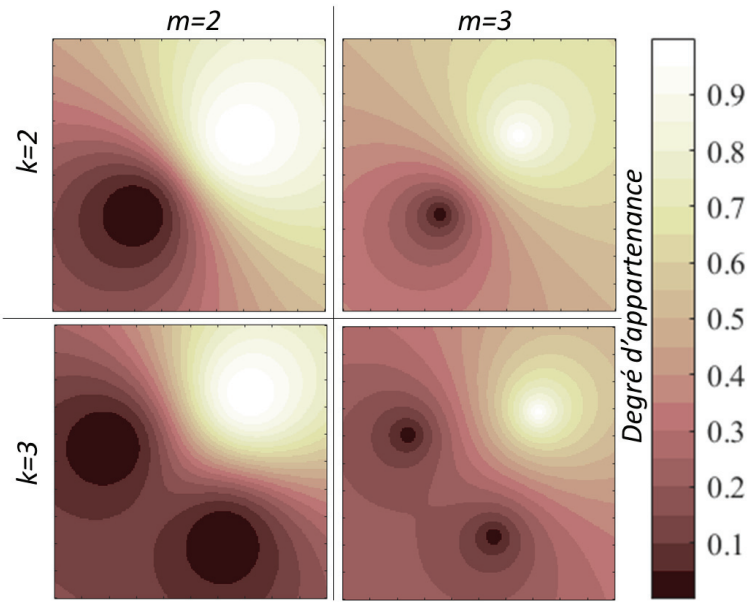


Figure 2.10 : Classification floue : degré d'appartenance à une classe en fonction du nombre de classes et en fonction du coefficient m

- Classification neuronale

Grâce à leur puissance de modélisation, à leur pouvoir d'étudier des relations non-linéaires et complexes entre un grand nombre de variables, et grâce aussi à leur efficacité prouvée en traitement d'images et en reconnaissance vocale, etc. les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisés pour traiter et analyser un nombre important de données. Il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones, mais, comme nous cherchons à faire une répartition des données, nous nous focalisons dans cette partie sur les réseaux d'apprentissage non supervisé [108]. La réalisation d'une classification automatique avec des réseaux de neurones est basée sur l'apprentissage compétitif. En effet, les nœuds se font concurrence

pour avoir le droit de répondre à un ensemble de données d'entrée, formant ainsi les différentes classes. Lors de la réalisation d'une classification avec un réseau compétitif simple, celui-ci se compose alors de deux niveaux. Une couche d'entrée comprenant un nœud pour chaque variable et une couche de sortie, représentant un nœud pour chaque classe. Dans une première étape, les neurones de sorties qui représentent les centres des classes sont initialisés aléatoirement, ensuite, pour chaque observation, les nœuds de la couche de sortie rentrent en compétition et le gagnant (le plus proche) est mis à jour en « l'approchant » légèrement vers l'individu en question. Le nouveau poids du centre de la classe (du neurone gagnant) est calculé suivant l'équation (2.14), dans laquelle w_i^n est le poids du nœud gagnant (i) à l'instant n, X^m est l'observation m approchée par le neurone gagnant. ϵ est le coefficient ou le taux d'apprentissage permettant la mise à jour des poids des neurones [133]

$$w_i^{n+1} = w_i^n + \epsilon(X^m - w_i^n) \tag{2.14}$$

Le réseau de Kohonen [102], appelé aussi carte de Kohonen ou carte auto-organisatrice (SOM en anglais Self Organizing Map) est une autre méthode très connue permettant de réaliser une classification automatique, basée elle aussi sur l'apprentissage compétitif [134]. Elle se compose également de deux niveaux : une couche d'entrée similaire à celle d'un réseau compétitif simple. et une couche de sortie qui comprend plusieurs nœuds généralement organisés en deux dimensions sous forme d'une grille rectangulaire ou hexagonale [107], [135]. Une autre différence par rapport au réseau compétitif simple réside dans le fait que les neurones de sortie évoluent sous une forme de compétition douce, où, non seulement le neurone gagnant se met à jour mais aussi tous ses voisins. La Figure 2.11 [136] illustre une mise à jour des poids de la carte auto-organisatrice, où le neurone gagnant et tous ses voisins se rapprochent de l'individus présenté en orange. Les lignes pleines et en pointillées correspondent respectivement à la situation avant et après la mise à jour.

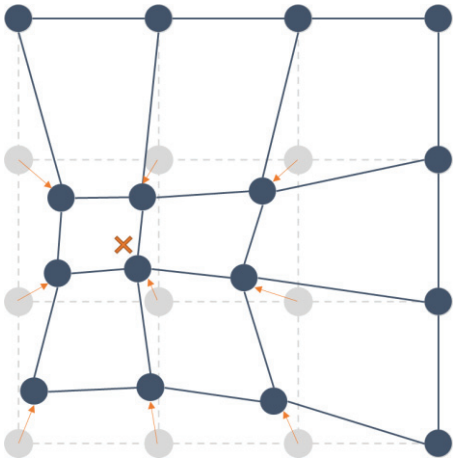


Figure 2.11 : Mise à jour de la carte autoorganisatrice [136]

2.3.5.2 Classification des usages

2.3.5.2.1 Choix de la distance

Comme énoncé auparavant, la classification vise à rassembler ou à séparer des individus suivant les distances qui les séparent. En effet, il existe une multitude de techniques de mesure de distance [137]. Les plus utilisées sont : la distance euclidienne, la distance de Manhattan, le carré de la distance euclidienne, la distance de Mahalanobis.

Distance euclidienne :

C'est la distance la plus utilisée et la plus intuitive. Il s'agit d'une distance géométrique dans un espace multidimensionnel. En effet, la distance euclidienne entre deux points « A » et « B » et la longueur du segment de ligne qui les relie. Dans un espace multidimensionnelle de dimension « n », la distance euclidienne d(A, B) entre deux points « A » et « B » est obtenue suivant l'équation (2.12).

$$d(A,B)=\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(A_i-B_i)^2} \tag{2.15}$$

Distance euclidienne au carré :

Il est possible d'élever la distance euclidienne au carré afin de surpondérer les objets les plus éloignés. Cette distance se calcule ainsi (équation (2.13))

$$d^2(A,B)=\sum_{i=1}^{n}(A_i-B_i)^2 \tag{2.16}$$

Distance de Manhattan

Appelé aussi city-block, cette appellation vient du fait que pour se déplacer d'un point « A » vers un point « B » dans une ville composée d'ilots urbains rectangulaires comme la ville de Manhattan, nous ne pouvons pas couper en diagonale à travers un bloc, mais nous devons marcher le long de l'une ou l'autre des deux dimensions de l'ilot. La distance de Manhattan est la somme des distances dans toutes les dimensions entre deux points. La distance de Manhattan $d_{Manhattan}$(A, B) entre deux points « A » et « B » pour n dimensions est obtenue suivant l'équation (2.14).

$$d_{Manhattan}(A,B)=\sum_{i=1}^{n}|A_i-B_i| \tag{2.17}$$

Dans un plan, si nous traçons les points équidistants (distance de Manhattan) avec un point référence, nous obtenons des losanges concentriques autour du centre. Tandis que suivant la distance euclidienne nous obtenons des cercles. La Figure 2.12 illustre la différence entre les métrique euclidienne Figure 2.12(a)) et de Manhattan (Figure 2.12(b)), les couleurs présentent les distance des points du plan « xy » par rapport à l'origine (point blanc). Nous avons pris un point « N » de

coordonnées (2, 6) et nous avons comparé la distance par rapport à l'origine avec les deux métriques. Nous obtenons d(M, N)=6.32 et $d_{Manhattan}$(M,N)=8.

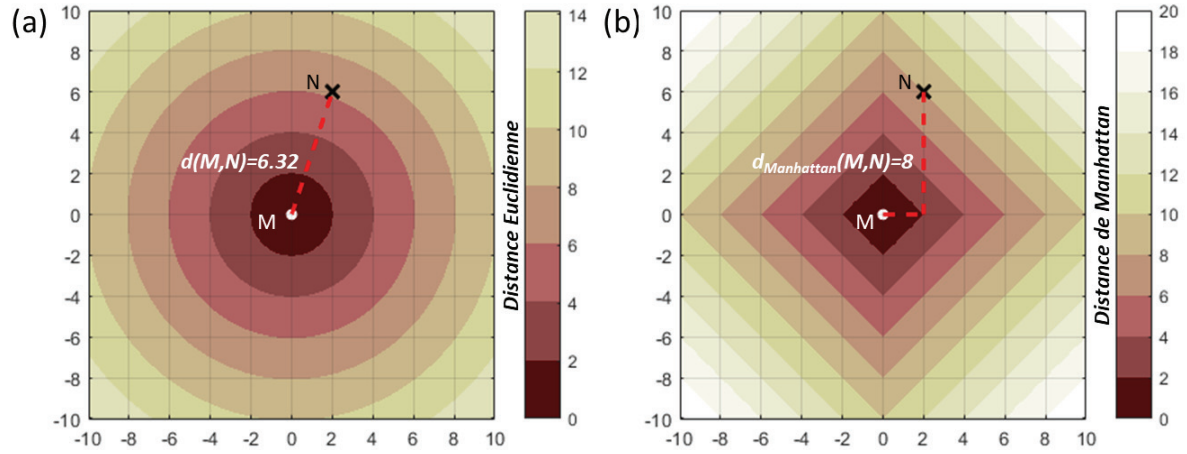


Figure 2.12 : Différence entre la distance euclidienne et la distance de Manhattan [138] : (a) Distance euclidienne (b) Distance de Manhattan

Distance de Mahalanobis

La distance de Mahalanobis permet de calculer la distance entre deux points dans un espace de p dimensions, en tenant compte de la structure de variance-covariance sur ces p dimensions. Cette distance permet d'éliminer les corrélations entre les variables et restreindre l'influence de variables uniques. La distance de Mahalanobis [139], [140] $d_{Mahalanobis}$ (A,B) entre deux points « A » et « B » pour n dimensions ayant une matrice de covariance « Σ » est obtenue suivant l'équation (2.15)

$$d_{Mahalanobis}(A,B)=\sqrt{(A-B)^T\,\Sigma^{-1}(A-B)} \qquad (2.18)$$

Pour notre étude, comme les données à analyser sont soumises à une étape d'ACP, les deux distances euclidiennes et de Mahalanobis sont identiques.

Comme nous attendions que le courant et la température aient un impact majeur sur le vieillissement, nous avons choisi la distance euclidienne au carré pour mettre l'accent sur les valeurs les plus élevées de ces deux paramètres [79].

2.3.5.2.2 Choix du nombre de classes

Le choix du nombre de classes est une étape primordiale de la classification automatique. Il existe plusieurs critères qui peuvent être appliqués pour aider à la décision sur le nombre approprié de classes. Nous pouvons citer le critère de Gap [141], de R^2, Davies et Bouldin , le coefficient de silhouette, l'indice de Calinski-Harabasz [100]. En ce qui concerne notre étude, pour la mesure de la qualité de la classification réalisée, nous avons appliqué et comparé trois critères différents.

Le premier RSQ ou (R^2) [85] est basé sur le calcul d'inertie, autrement dit, la proportion de la variance entre les classes. L'inertie permet de mesurer la dispersion. Elle généralise la variance au cas

multidimensionnel. Suivant la relation de Huygens [142], nous pouvons décomposer l'inertie totale en inertie intra-classes et inertie inter-classes.

Cette relation est illustrée par la Figure 2.13 et peut s'écrire sous la forme de l'équation suivante :

$$\sum_{i}^{n} d^2(X,G) = \sum_{j}^{k}\sum_{l}^{m_j} d^2(X_l,G_j) + \sum_{j}^{k} m_j \times d^2(G_j,G) \qquad (2.19)$$

$$I_T = I_W + I_B$$

avec n le nombre d'individus, k le nombre de classes et m_j le nombre d'individus de la classe j. X désigne les individus. G est le barycentre global. G_j représente le centre de gravité de la classe j. I_T indique l'inertie totale. I_W est la mesure de la dispersion à l'intérieur des classes (Inertie intra-classes) et I_B mesure la dispersion des centres de groupes autour du centre global (Inertie inter-classes).

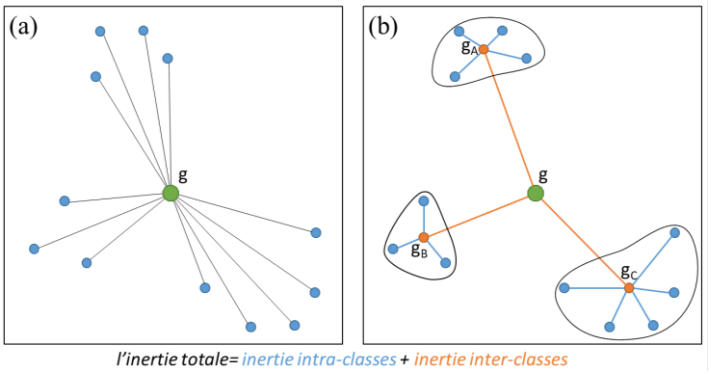


Figure 2.13 : Illustration de la relation de Huygens [85]

R^2 permet de calculer la part d'inertie expliquée par cette partition.

$$R^2(k) = \frac{I_B}{I_T} \qquad (2.20)$$

R^2 est toujours compris entre 0 et 1. R^2 vaut 0 quand nous avons qu'une seule classe et 1 lorsque le nombre de classes est égal au nombre d'individus. Pour choisir le bon nombre de classe, R^2 doit être le plus proche possible de 1 sans avoir trop de classes. En traçant la courbe de R^2 en fonction des nombres de classes, il faut s'arrêter après le dernier saut important cf. Figure 2.14 (a).

Le deuxième critère utilisé est celui de « Calinski Harabasz », appelé aussi *pseudo-F* [100]. Cet indice permet de mesurer la séparation entre toutes les classes. Il doit alors être élevé. En effet un pseudo-F élevé se traduit par une meilleure séparation des données cf. Figure 2.14 (b). Pour un nombre d'individus n et un nombre de classes k, le pseudo-F se calcule suivant l'équation (2.16).

$$Pseudo\ F(k) = \frac{\frac{R^2}{k-1}}{\frac{1-R^2}{n-k}} = \frac{\frac{I_B}{k-1}}{\frac{I_W}{n-k}} \quad (2.21)$$

Le dernier critère appliqué est celui de Davies et Bouldin [143]. Cet indice compare les dispersions intra-classes par rapport aux distances entre les classes. Cela permet de mesurer la similarité entre les classes. Ainsi, le « meilleur » choix du nombre de partitions est celui qui minimise cette similarité cf. Figure 2.14 (c).

$$DB(k) = \frac{1}{k}\sum_{i}^{k} max_{a,b\neq a}\left(\frac{S_a + S_b}{d_{ab}}\right) \quad (2.22)$$

a et b sont les numéros de classes, k le nombre de classes, d_{ab} la distance entre les centres des classes (C_a) et (C_b). S_a représente la moyenne des distances entre les individus appartenant à la classe C_a et son centre.

Pour identifier le nombre de classes nécessaires suggéré par les différents critères appliqués, nous avons réalisé et comparé les résultats de 10 classifications. Avec une première classification contenant une seule classe (tous les points sont regroupés dans un seul ensemble), une 2ème contenant deux classes, …, et une 10ème classification permettant de répartir les individus (les usages enregistrés) en 10 groupes différents. La Figure 2.14 représente les indices des différents critères en fonction du nombre de classes.

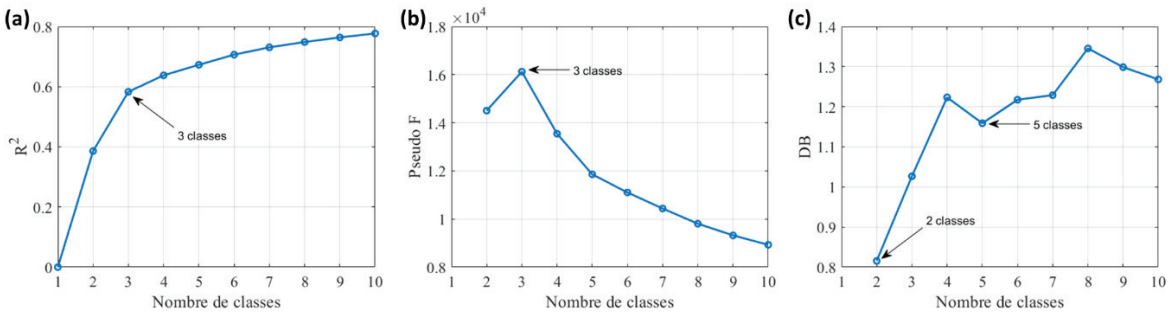


Figure 2.14 : Résultats de classification des usages
(a) R² en fonction des nombres de classes, (b) Pseudo F en fonction des nombre de classes,
(c) « Davies et Bouldin » en fonction des nombre de classe,

D'après les deux premiers critères, pour bien classer les différents usages, il est préférable de les répartir sur trois groupes différents. Cependant, l'indice de Davies et Bouldin favorise un choix de deux classes seulement. Pour comprendre comment les individus et les classes sont répartis, nous pouvons les représenter sur les axes de l'ACP. En fait, la représentation graphique des classes peut s'avérer très utile pour aider à choisir le bon nombre de classes (Figure 2.15).

Si nous distribuons les usages en deux classes seulement, nous obtenons une classe pour les charges et une autre pour les roulages. Si nous distribuons les usages en trois classes seulement, nous obtiendrons deux classes de roulages et une seule classe de charge (Figure 2.15(a)). Mais, comme nous voulons avoir au moins deux classes pour chaque type d'usage (roulage ou charge), nous devons alors

répartir les usages sur plus de 3 classes. D'après le critère de Davies et Bouldin (Figure 2.14), la répartition en 5 classes est meilleure que celle en 4 ou en 6 classes.

Une représentation graphique des usages classés à l'aide de la méthode des « k-means » (et projetés sur les deux premiers axes de l'ACP) est donnée par la Figure 2.15.

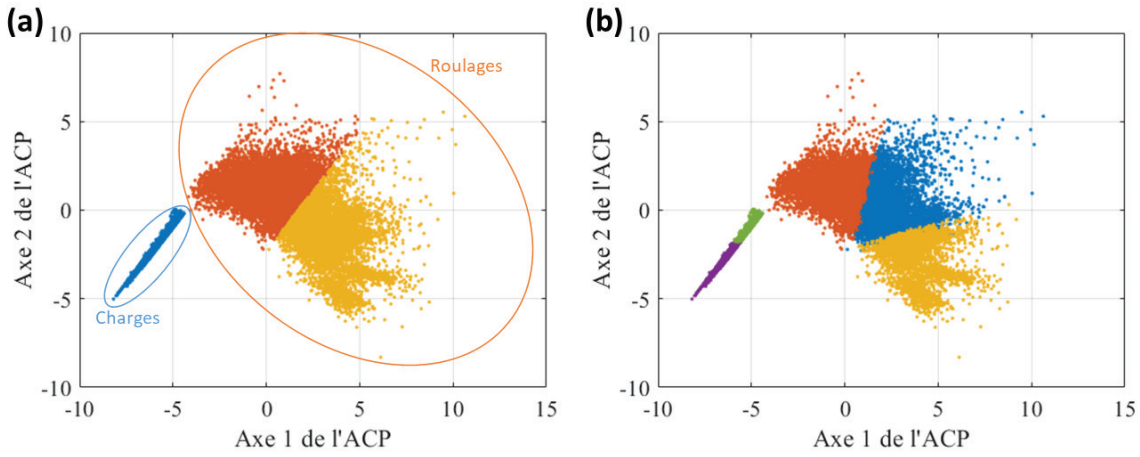


Figure 2.15 : Représentations graphiques des usages répartis en 3 classes (a) et 5 classes(b).

Les Figure 2.15(b) représente les 5 catégorie d'usages où nous trouvons 3 classes de roulages et 2 classes de charges. Cette figure montre que ces usages sont bien classés car il n'y a pas de chevauchement entre les classes.

2.4 Résultats de la classification

Dans cette partie, nous représentons et comparons les résultats obtenus avec les méthodes de classification en k-means et en classification floue.

2.4.1 Classification suivant k-means (k-moyennes)

Nous avons, en premier lieu, réalisé une classification avec la méthode des k-means. Nous avons alors regroupé les différents usages en 5 catégories et nous avons considéré qu'un mode de fonctionnement est la moyenne des usages (roulages ou charges) appartenant à une même classe.

La Figure 2.16 aide à comprendre les différences entre les classes. Nous distinguons 3 classes de roulages et 2 classes de charges. D'après les variables « Vitesse moyenne » et « vitesse max », la première classe R_1 rassemble les roulages « urbains », R_2 regroupe les roulages ayant des parties urbaines et extra-urbaines et R_3 représente les roulages avec des trajets comportant des parties d'autoroutes (cf. § 2.4.4).

D'après les variables « Q charge » et « Durée », nous pouvons distinguer des charges courtes « C_1 », chargeant en moyenne environ 15% de la capacité totale de la batterie, et des charges plus longues « C_2 » avec des charges de près de 50% de la capacité totale de la batterie.

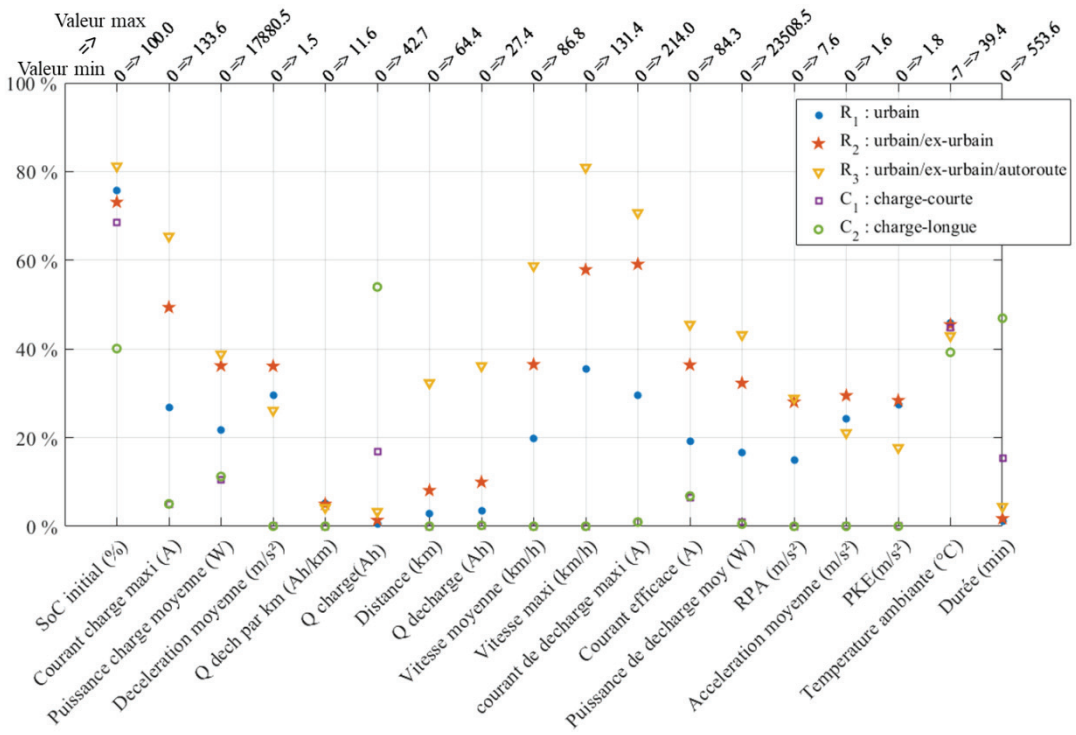


Figure 2.16. Caractéristique de chaque mode d'usage (k-means)

2.4.2 Classification floue fcm (fuzzy C-means)

Si nous considérons que les classes ne sont pas bien séparées, c'est-à-dire qu'il existe des usages qui sont « proches » de 2 ou même 3 classes à la fois, il est nécessaire d'utiliser une classification floue.

Nous avons utilisé le même nombre de classes, c'est-à-dire 3 types de roulages et 2 types de charges. La principale différence réside dans le fait que le mode de fonctionnement est la moyenne pondérée (et non pas une moyenne simple) de tous les usages. La matrice des poids est constituée des degrés d'appartenance aux différentes classes.

La Figure 2.17 représente les différents usages classés en 5 groupes avec leurs degrés d'appartenance maximaux. Nous pouvons remarquer qu'il existe des zones d'ambiguïté où le degré d'appartenance maximal à une des classes est faible.

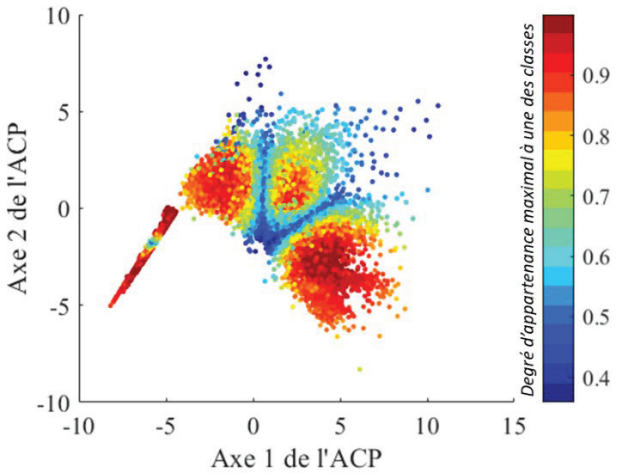


Figure 2.17 : classification suivant fcm des usages (les couleurs représentent le degré d'appartenance maximal)

Le calcul des centres des classes a donné les résultats suivants :

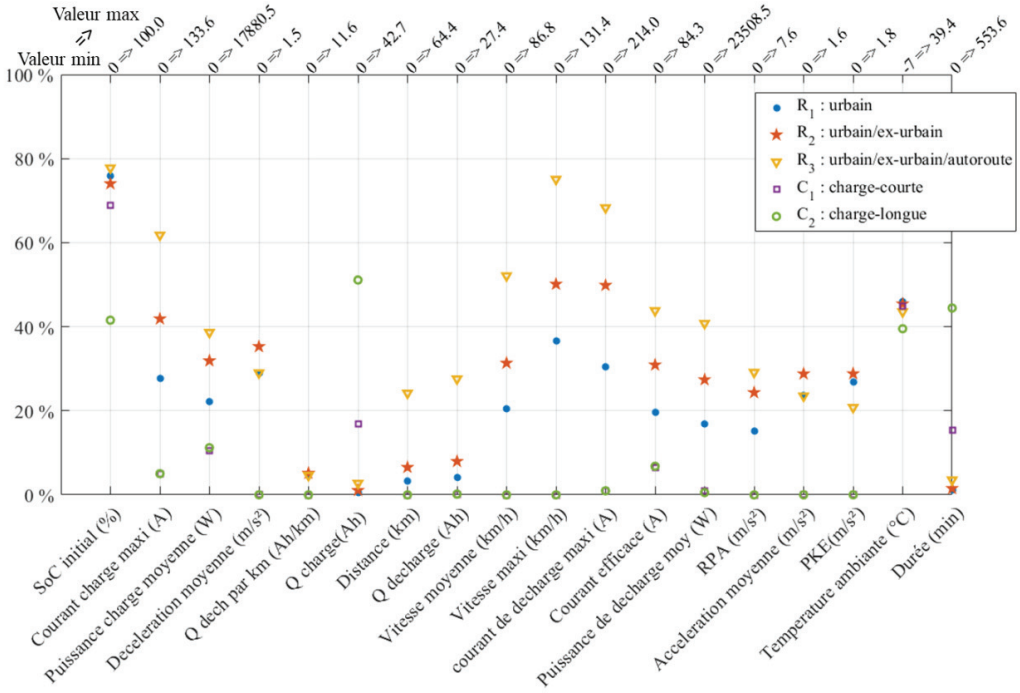


Figure 2.18 : Caractéristique de chaque mode d'usage (fcm)

2.4.3 Classification neuronale

Afin de comparer et valider la classification obtenue, nous avons aussi réalisé deux classifications neuronales avec : Premièrement, une carte autoorganisatrice qui a donné des résultats identiques à ceux obtenus avec la méthode des k-means. Deuxièmement, avec un réseau compétitif qui a donné les résultats suivant :

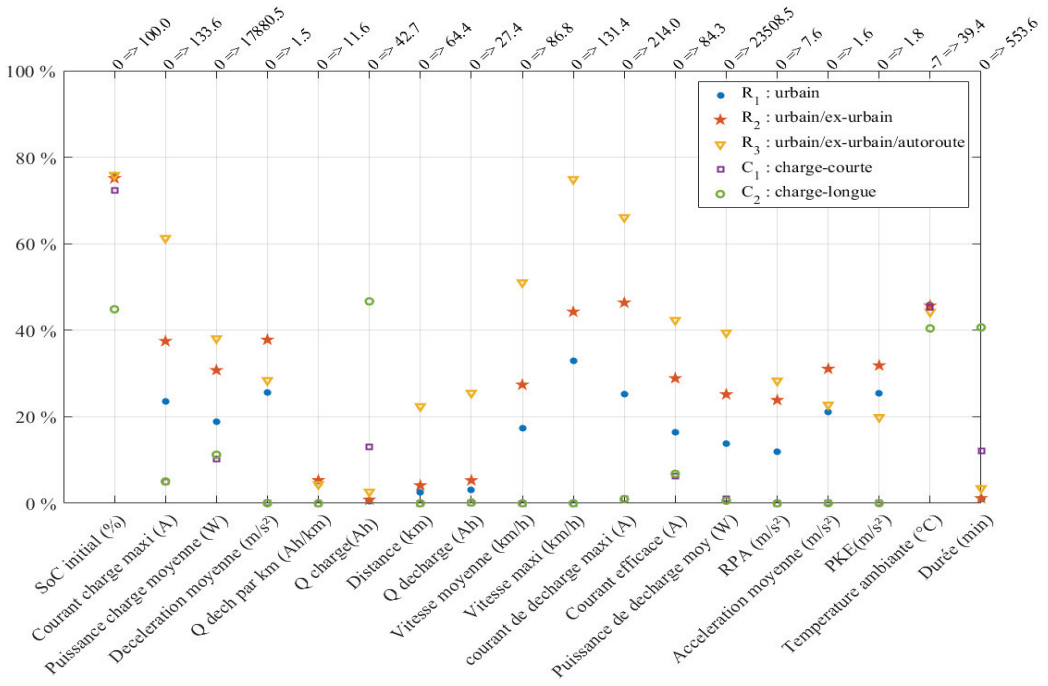


Figure 2.19. Caractéristique de chaque mode d'usage (classification neuronale)

2.4.4 Comparaison des résultats de classification

Nous pouvons constater d'après les Figure 2.16, Figure 2.18 et Figure 2.19 que nous obtenons globalement des modes d'usages similaires (les coordonnées des modes de fonctionnement sont très proches) avec les différentes méthodes de classification. En effet, la répartition des usages enregistrés en 5 classes a créé 3 groupes de roulages que nous avons appelé R_1, R_2 et R_3 et deux types de charge C_1 et C_2.

La classe R_1 rassemble les usages caractérisés par une faible « Vitesse moyenne » et « vitesse maximale », tandis que R_3 regroupe les roulages à forte vitesse moyenne et vitesse maximale. C_1 est la classe regroupant les charges courtes et C_2 les charges plus longues.

Pour récapituler, la nomination des classes de roulages R_1, R_2 et R_3 peut être corrélée à la vitesse moyenne de chacun des modes (vitesse_moy_R1 < vitesse_moy_R2 < vitesse_moy_R3). Les modes de recharge peuvent aussi être corrélés à la durée de la recharge (durée_C1 < durée_C2).

Malgré la ressemblance globale des classes obtenues par les différentes techniques, il existe tout de même certaines différences pouvant être identifiées et quantifiées à l'aide du tableau suivant (Tableau 2.3). Ce tableau présente les résultats obtenus à l'aide d'une classification k-means et les compare avec les résultats de la classification floue et de la classification à l'aide d'un réseau compétitif.

Ce tableau permet aussi de comparer les classes et comprendre les différences entre elles.

Tableau 2.3. Usages moyens en fonction des techniques de classification

		Roulages									Charges					
		R1			R2			R3			C1			C2		
Méthode de classification → . Variables ↓		**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif
SoC initial	%	**75,6**	75,8	76,0	**73,6**	74,0	75,1	**79,6**	77,8	75,9	**68,5**	68,9	72,3	**40,0**	41,6	44,8
Courant efficace	A	**15,7**	16,7	13,8	**28,5**	26,1	24,4	**39,2**	37,0	35,7	**5,5**	5,5	5,4	**5,8**	5,8	5,8
Courant charge maxi	A	**35,0**	37,1	31,5	**61,3**	56,0	50,1	**87,5**	82,6	81,9	**6,7**	6,7	6,6	**6,7**	6,7	6,7
courant de décharge maxi	A	**61,3**	65,2	53,9	**117,4**	106,7	99,2	**153,0**	146,2	141,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Q charge	Ah	**0,2**	0,2	0,2	**0,5**	0,5	0,3	**1,3**	1,2	1,1	**7,2**	7,2	5,5	**23,1**	21,8	19,9
Q décharge	Ah	**1,0**	1,1	0,8	**2,4**	2,2	1,5	**9,0**	7,6	7,0	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Q déch par km	Ah/km	**0,6**	0,6	0,6	**0,6**	0,6	0,6	**0,5**	0,5	0,5	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Puissance charge moyenne	W	**3767,2**	3949,7	3355,6	**6170,7**	5703,5	5499,0	**7134,5**	6912,4	6811,6	**1867,6**	1863,3	1829,8	**2010,6**	2007,2	2006,2
Puissance de décharge moy	W	**3746,4**	3983,5	3251,6	**7048,8**	6441,1	5916,4	**10241,0**	9591,8	9269,4	**217,1**	216,3	225,8	**119,6**	128,4	140,8
Distance	km	**1,8**	2,2	1,6	**4,6**	4,2	2,7	**18,6**	15,6	14,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Vitesse moyenne	km/h	**16,7**	17,8	15,1	**29,6**	27,2	23,8	**49,4**	45,2	44,3	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Vitesse maxi	km/h	**45,9**	48,1	43,2	**71,1**	65,9	58,2	**105,0**	98,6	98,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Accélération moyenne	m.s-2	**0,4**	0,4	0,3	**0,5**	0,5	0,5	**0,4**	0,4	0,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Décélération moyenne	m.s-2	**0,4**	0,4	0,4	**0,5**	0,5	0,6	**0,4**	0,4	0,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
RPA	m.s-2	**1,1**	1,1	0,9	**2,0**	1,8	1,8	**2,3**	2,2	2,1	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
PKE	m.s-2	**0,5**	0,5	0,5	**0,5**	0,5	0,6	**0,3**	0,4	0,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Température ambiante	°C	**14,2**	14,4	14,3	**14,3**	14,1	14,2	**13,0**	13,2	13,5	**13,8**	13,8	14,0	**11,2**	11,4	11,8
Durée	min	**6,4**	6,7	6,3	**9,0**	8,6	6,6	**22,6**	19,9	19,3	**85,6**	85,9	67,2	**260,2**	246,2	225,1

Le Tableau 2.3 contient de nombreuses informations. De multiples interprétations sont alors possibles à partir de ce tableau.

En effet, si nous nous intéressons à la variable SoC initial (SoC en début d'usage), nous pouvons remarquer que nous avons environ le même SoC initial pour les roulages (R_1, R_2 et R_3), cela veut dire que la variable SoC initial n'a pas beaucoup contribué à la séparation entre les différents roulages. En revanche, cette variable semble avoir un poids plus important pour la séparation des deux classes de

charge. En effet, il y a une différence importante entre le SoC initial de la classe C_1 et celui de la classe C_2.

Nous pouvons aussi noter que la variable température (température ambiante) n'a pas beaucoup contribué à la classification des usages car nous avons des valeurs similaires pour tous les roulages.

Selon la variable Q décharge, nous pouvons conclure que l'énergie utilisée par les usages de la classe R_3 est beaucoup plus importante que celle utilisée par les autres roulages mais la quantité d'énergie utilisée par km est légèrement plus faibles que celles de R_1 et R_2.

Si nous comparons les classifications, nous pouvons remarquer que les usages moyens obtenus par le réseau compétitif ont des valeurs plus faibles que celles obtenues par les 2 autres classifications.

En ce qui concerne la classification floue, comme elle a la caractéristique d'estomper les frontières entre les classes, nous trouvons alors que les valeurs du roulage moyen de la classe R_1 sont plus grandes que celles de la même classe obtenue avec une k-means. Au contraire, les valeurs du roulage moyen de la classe R_3 sont plus faibles que celles de la même classe obtenue avec une k-means.

Pour conclure, cette étude de classification montre que, malgré la présence de quelques différences entre les classes obtenues par les différentes techniques, celles-ci restent néanmoins très proches.

2.5 Conclusion sur la détermination des modes d'usages

Dans ce chapitre, nous avons présenté la méthodologie suivie et les différentes techniques utilisées qui nous ont permis d'identifier des modes d'usages représentatifs de l'utilisation réelle des véhicules électriques. Nous avons dans une première partie décrit les données d'usages réels utilisés et présenté les différentes techniques pour la sélection des paramètres et variables les plus significatifs.

Ensuite, dans le but d'identifier, à partir de cette base de données, des modes d'usages représentatifs de l'utilisation réelles des véhicules électriques, nous avons utilisé et comparé plusieurs méthodes de classification automatique et caractérisé la nature des classes obtenues. Dans le chapitre suivant, nous discutons et décrivons les méthodologies utilisées permettant d'identifier l'impact de ces modes d'usages sur le vieillissement des batteries.

CHAPITRE 3

3 Etude de l'influence des modes d'usage des véhicules identifiés sur le vieillissement de leur batterie

3.1 Préparation des données 82
3.2 Identification de l'effet du calendaire en fonction de vieillissement 85
3.2.1 Méthodes d'identification du vieillissement calendaire à partir des données CROME 85
3.2.1.1 Identification du calendaire sans prise en compte des conditions de stockage. 85
3.2.1.1.1 Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC 85
3.2.1.2 Identification du calendaire avec prise en compte des conditions de stockage 86
3.2.1.2.1 Méthode analytique 2 : 3T / 1SoC 86
3.2.2 Méthodes expérimentales d'identification du vieillissement calendaire 86
3.2.2.1 Présentation des essais de vieillissement calendaire mise en place 86
3.2.2.1.1 Déroulement des essais 87
3.2.2.1.2 Mesure de la capacité 87
3.2.2.1.3 Mesure de la résistance interne 89
3.2.2.1.4 Résultats obtenus 89
3.2.2.2 Identification du vieillissement calendaire suivant un modèle 90
3.2.2.2.1 Méthode expérimentale 1 : modèle simplifié d'Arrhenius 90
3.2.2.2.2 Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring 91
3.2.2.2.3 Méthode expérimentale 3 : modèle quadratique 91
3.2.2.2.4 Résultats des modélisations 91
3.3 Identification des effets des modes d'usage sur le vieillissement 92
3.3.1 Méthodologie suivie 92
3.3.2 Résultats d'identification des effets des modes d'usage sur le vieillissement 94
3.3.2.1 Estimation de la perte de capacité en fonction des usages 94
3.4 Validation expérimentale des résultats d'identification de l'influence des modes de fonctionnement sur le vieillissement des batteries 99
3.4.1 Présentation des essais de validation 99
3.4.2 Validation des résultats 102
3.5 Conclusion sur l'étude de l'influence des modes d'usage des véhicules sur le vieillissement 106

Après l'identification des classes d'usages des véhicules, nous allons dans ce chapitre décrire la méthodologie suivie pour quantifier l'influence de chacun de ces modes d'usage sur le vieillissement des batteries.

Cette méthodologie repose principalement sur quatre étapes :

- La première étape « Préparation des données » a comme objectif principal, le filtrage des données et l'association à chacun des usages enregistrés l'état de santé de la batterie.
- Une fois réalisée, cette étape nous permet d'identifier l'influence des conditions de stockage et des usages des batteries sur leur vieillissement. En effet, nous considérons que le vieillissement des batteries en usage réel est une alternance entre deux types de vieillissement : calendaire (pour le véhicule stationné) et en cyclage (pour le véhicule en roulage ou en charge).
- Nous identifions au préalable la part du vieillissement calendaire des batteries, ce qui permet de déduire dans l'étape suivante l'influence de chacun des modes d'usage identifiés (cf. § 2.4) sur la dégradation des performances des batteries.
- L'étape finale permet de comparer et de valider expérimentalement les résultats obtenus.

3.1 Préparation des données

Comme précisé dans la partie description des données CROME (cf. § 2.2), nous avons enregistré un très grand nombre d'usages réels des VE. Pour chaque usage, nous avons un fichier contenant le suivi de plusieurs paramètres comme la vitesse, la tension, le courant, la température, etc., ainsi qu'une estimation de la capacité des batteries au moment de l'usage. Cette valeur est donnée par le BMS (Battery Management System) de la batterie et est mise à jour au début de chaque usage (roulage ou charge). Puisqu'il s'agit d'une valeur estimée, il faut s'assurer de son exactitude et de sa précision. Celle-ci a été vérifiée et corrigée à l'aide des mesures réelles de la capacité effectuées durant le projet CROME. En effet, pour évaluer l'évolution des performances des batteries des véhicules étudiés, quelques caractérisations permettant de mesurer la capacité réelle de la batterie ont été réalisées (une initiale lors de l'équipement des véhicules des enregistreurs des données, une intermédiaire au milieu du projet et une dernière à la fin du projet). Il faut noter aussi que cette valeur de la capacité estimée dépend de la température. Plus la température est élevée, plus la valeur de la capacité estimée est grande et vice versa. Pour décorréler la capacité de la température, nous avons réalisé des essais expérimentaux sur une cellule identique à celles présentes dans les VE étudiés, ce qui a permis d'identifier l'influence de la température sur la capacité et la résistance interne de la batterie.

Pour la réalisation de ces mesures, nous avons construit un protocole qui comporte, une mesure de la capacité et une mesure de la résistance interne pour 5 températures différentes { -5 °C, 5 °C, 15 °C, 25 °C, 35 °C}.

- La mesure de la capacité est réalisée en décharge avec un courant CC (Constant Current) très faible (égal à C/10) puis lors d'une charge CCCV (avec un courant constant à C/10 jusqu'à atteindre la valeur limite maximale de tension puis avec une tension constante CV - Constant Voltage - jusqu'à une diminution de courant en dessous de C/20). Une visualisation du profil

de courant (et de la tension) appliqué permettant cette mesure de la capacité est donnée par la Figure 3.1(a).

- La mesure de la résistance interne est effectuée en appliquant des impulsions de courant de 1C pendant 10 secondes en charge et en décharge chaque 10 % du SoC. Cette résistance interne est obtenue en calculant le rapport tension/courant pendant cette impulsion de 10 secondes (R10s=ΔV/ΔI). La mise au bon état de charge se fait avec un courant de C/2. La Figure 3.1(b) illustre le profil de courant appliqué et le profil de la tension obtenue pour une des caractérisations.

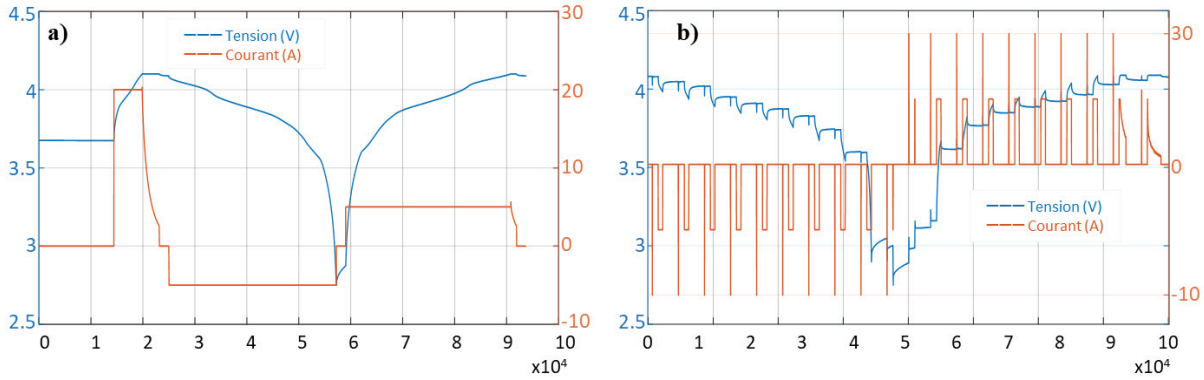


Figure 3.1. Profils des courants et tensions des essais : (a) mesure de la capacité et (b) mesure de la résistance.

La réalisation de ces essais nous a permis d'identifier les coefficients relatifs aux lois d'évolution de la résistance interne et de la capacité en fonction de la température. Ces lois permettent ainsi de ramener ces valeurs à une température de référence (25°C).

Les modèles de variation de la capacité avec la température peuvent s'écrire grâce à l'équation suivante [144] :

$$\Psi(T_{ref}) = \Psi(T) \,.\, \exp\left[\alpha_{\Psi}\left(\frac{1}{T_{ref}} - \frac{1}{T}\right)\right] \qquad (3.1)$$

Dans cette équation, Ψ est une variable générique qui peut représenter la capacité ou la résistance interne de la batterie, a_{ψ} est un coefficient indépendant de la température, T_{ref} est la température de référence ; comme mentionné précédemment, nous avons pris T_{ref} = 25°C.

Après avoir ramené la capacité à une température de référence, nous avons associé à chaque usage enregistré un niveau d'état de santé de la batterie. Nous avons ainsi identifié un niveau de dégradation de performance (perte de capacité) entre deux usages successifs. Cette perte de capacité est engendrée par le mode de fonctionnement et les conditions de stockage entre les usages.

Pour la suite, nous avons considéré que la perte de la capacité des batteries ΔQ_F pendant une période donnée est équivalente à la somme de la perte de la capacité causée par le vieillissement calendaire $\Delta Q_{F\ calendaire}$ et de celle liée aux modes de fonctionnement $\Delta Q_{F\ modes}$.

$$\Delta Q_F = \Delta Q_{F\,calendaire} + \Delta Q_{F\,modes} \quad (3.2)$$

Pour séparer ces deux types de vieillissement, nous avons identifié la vitesse de dégradation de chacun, en commençant par celle du calendaire.

Il faut noter que la vitesse de perte de performances des batteries en fonction du temps n'est pas constante. Autrement dit, la perte de la capacité en fonction du temps n'est pas linéaire [52], [61], [65], [145], ce qui veut dire que l'évolution de la perte de capacité au début de vie de la batterie pour un intervalle de temps donné est différente de celle à la fin de vie pour une même durée. Pour linéariser cette relation et pour simplifier les calculs, nous avons procédé à un changement de variable.

En effet, la plupart des études de vieillissement calendaire des batteries lithium-ion de la littérature ([7], [52], [144]–[146]) montrent que l'évolution de la perte de capacité des batteries (Q_F) peut être modélisée par l'équation suivante :

$$Q_F = k \cdot t^z$$
avec le changement de variable $\theta = t^z$ nous pouvons alors écrire
$$Q_F = k \cdot \theta \quad (3.3)$$

k est un facteur lié à la vitesse de dégradation des performances des batteries, il dépend des conditions de vieillissement appliquées (température, SoC, courant, etc.). La fonction t^z est une fonction de forme, avec le coefficient z usuellement compris entre 0,5 et 1 [7]. Dans notre cas, nous avons considéré z = 0,5.

La perte de capacité entre 2 roulages successifs n et n+1 peut s'écrire alors comme suit :

$$(\Delta Q_F)_n = (F_{cal})_n \cdot (\Delta\theta_{cal})_n + F_{mode_i} \cdot \left(\Delta\theta_{mode_i}\right)_n \quad (3.4)$$

- $(\Delta Q_F)_n$ est la perte de capacité enregistrée entre les usages n et n+1,
- $mode_i$ est la classe de l'usage n (sachant qu'un usage peut être un roulage ou une charge),
- $\left(\Delta\theta_{mode_i}\right)_n$ fait référence à la durée de l'usage n ,
- F_{mode_i} est le facteur d'accélération du vieillissement suivant le mode d'usage i (classe i),
- $(\Delta\theta_{cal})_n$ fait référence à la durée du calendaire entre les usages n et n+1,
- $(F_{cal})_n$ est le facteur d'accélération du calendaire entre les usages n et n+1 (il varie en fonction des conditions de stockage des batteries).

Dans les paragraphes suivants, nous décrivons les différentes techniques utilisées pour la détermination des facteurs d'accélération du calendaire et des modes de fonctionnement (classes).

3.2 Identification de l'effet du calendaire en fonction de vieillissement

Comme mentionné précédemment, les véhicules passent la majorité de leur vie au repos. Par conséquent, quand nous étudions la durée de vie des batteries des véhicules électriques, le vieillissement calendaire a une grande influence sur l'état de santé de la batterie.

L'identification du vieillissement calendaire, dans les données enregistrées, a été réalisée par différentes méthodes. Ces méthodes peuvent être classées en méthodes statistiques et expérimentales.

Pour la première catégorie, nous n'avons utilisé que les données du projet CROME et nous avons considéré dans un premier temps que les conditions de stockage (température et SoC des batteries quand la voiture est au repos) des véhicules étudiés étaient similaires et que l'écart entre les conditions de stockage des batteries avait une faible influence sur leur vieillissement. Dans un deuxième temps, en se basant toujours sur les données CROME, et pour prendre en compte les conditions de stockage des batteries, nous avons essayé de les classer et identifier leurs influences sur le vieillissement.

La deuxième catégorie des méthodes utilisées consiste à exploiter les résultats de quelques essais expérimentaux de vieillissement calendaire accéléré réalisés sur des batteries identiques.

3.2.1 Méthodes d'identification du vieillissement calendaire à partir des données CROME

3.2.1.1 Identification du calendaire sans prise en compte des conditions de stockage

3.2.1.1.1 Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC

Comme mentionné précédemment, ici nous considérons que les conditions de stockage (température et SoC des batteries quand la voiture est au repos) des véhicules étudiés sont similaires. Nous avons par conséquent supposé un seul type de vieillissement calendaire qui est indépendant des variables température et SoC.

L'identification du facteur d'accélération de la perte de capacité en calendaire est obtenue avec la résolution d'un système d'équations à 2 inconnues grâce à cette équation :

$$\Delta Q_F = F_{cal} \cdot \Delta\theta_{cal} + F_{modes\,moy} \cdot \Delta\theta_{modes} \qquad (3.5)$$

ΔQ_F est la perte de capacité enregistrée pour 1500 usages successifs (le choix du nombre d'usages a été réalisé afin d'améliorer le coefficient de détermination (cf. § 3.3.2), $\Delta\theta_{cal}$ est un indicateur de la durée du repos des batteries correspondant à cette période (1500 usages). $\Delta\theta_{modes}$ est un indicateur de la durée d'utilisation des batteries (en roulage ou en charge) sur la même période. F_{cal} est la première inconnue, le facteur d'accélération de la perte de capacité en calendaire. $F_{modes\,moy}$ est la deuxième inconnue. Elle correspond au facteur d'accélération moyen de la perte de capacité associée à tous les modes. Par la suite, nous pouvons ainsi résoudre le système de plusieurs équations à 2 inconnues en minimisant l'erreur quadratique moyenne.

3.2.1.2 Identification du calendaire avec prise en compte des conditions de stockage

Dans cette partie, nous décrivons comment, à partir des données CROME, nous avons déterminé l'influence des conditions de stockage sur le vieillissement. Pour ce faire, nous avons réalisé une classification de ces conditions en considérant plusieurs classes de température.

3.2.1.2.1 Méthode analytique 2 : 3T / 1SoC

Nous avons dans un premier temps étudié seulement l'influence de la température en négligeant celle du SoC. En fait, la plupart des usages enregistrés sont réalisés à un SoC élevé.

En tenant en compte la distribution de la température pour l'ensemble des usages étudiés, nous avons alors choisi les plages de température suivantes : T° < 5°C ; 5°C ≤ T° < 16°C ; T° ≥ 16°C.

La prise en compte de l'influence de la température sur le vieillissement enrichie notre système à résoudre en rajoutant 2 coefficients supplémentaires à identifier :

$$\Delta Q_F = \sum_{i=1}^{i=3} F_{cal_i} \cdot \Delta\theta_{cal_i} + F_{modes\,moy} \cdot \Delta\theta_{modes} \qquad (3.6)$$

F_{cal_i} est le facteur d'accélération de la perte de capacité pour le i^{ème} mode calendaire (si i = 1, F_{cal_1} correspond alors au facteur d'accélération de la perte de capacité quand la température est inférieure à 5°C, si i = 2, F_{cal_2} correspond à celle si 5°C ≤ T° < 16°C et si i = 3, F_{cal_3} correspond à celle si T° ≥ 16°C).

3.2.2 Méthodes expérimentales d'identification du vieillissement calendaire

Pour enrichir et valider les résultats obtenus par les premières méthodes d'identifications présentées dans les paragraphes précédents, nous avons mis en place des essais expérimentaux permettant l'identification des lois de vieillissement calendaire en fonction de la température et du SoC.

Dans cette partie, nous présentons le plan d'expérience et le protocole des essais mis en place. Ensuite, nous décrivons la méthodologie suivie pour la modélisation du vieillissement calendaire en fonction des conditions de stockage des batteries.

3.2.2.1 Présentation des essais de vieillissement calendaire mise en place

La mise en place et la réalisation des essais expérimentaux dépend de plusieurs paramètres, notamment de l'objectif des expérimentations, du temps de réalisation des essais et des équipements à utiliser. Il faut alors concevoir un plan d'expérience réalisable à l'aide des moyens disponibles permettant une meilleure réalisation de son objectif.

Nous avons donc opté pour le plan d'expérience présenté par le tableau suivant :

Tableau 3.1. Plan d'expérience des essais calendaires

Nom du test	Température	SoC (%)	Nombre de cellules testées
Cal_T60_SoC100	60	100	2
Cal_T60_SoC080	60	80	3
Cal_T60_SoC050	60	50	2
Cal_T50_SoC080	50	80	3
Cal_T50_SoC050	50	50	1

Pour étudier l'influence de la température et pour accélérer le vieillissement, nous avons mis les batteries dans des conditions de température élevées, soit 50°C et 60°C.

Pour déterminer l'influence du SoC sur le vieillissement, et puisque la plupart des usages enregistrés ont été réalisés à des états de charge élevés, nous avons choisi les 3 SoC suivants (50 %, 80 % et 100 %).

3.2.2.1.1 Déroulement des essais

Avant le début du vieillissement calendaire, toutes les cellules ont été caractérisées pour mesurer les grandeurs initiales en termes de capacité et de résistance interne. Ensuite, les cellules à 60°C ont été réparties dans une enceinte climatique Vötsch VT 3050 de 500L de volume et les cellules à 50°C dans une enceinte Friocell de 200L.

Plusieurs caractérisations intermédiaires ont été programmées tous les 30 à 40 jours pour vérifier l'évolution des performances des batteries testées. Les caractérisations ont été réalisées à l'aide de bancs Biologic (VSP+VMP). La caractérisation de chaque cellule dure environ 24 heures, durant laquelle, une mesure de leur capacité et de leur résistance interne est réalisée à 25°C.

3.2.2.1.2 Mesure de la capacité

La mesure de la capacité de la batterie est réalisée en chargeant et en déchargeant la batterie complètement avec un faible courant. Pour avoir des valeurs de courant similaires à celles utilisées en usage réel pour charger les batteries, nous avons réalisé nos tests avec un courant de charge et de décharge de 7,5 A (soit environ C/7).

La mesure de la capacité est effectuée en suivant le protocole décrit par le tableau 3.2.

Tableau 3.2. protocole de caractérisation des cellules

N° Etape	Etape	Description	Conditions de fin d'étape
1	Recharge complète de la batterie CCCV (CC courant constant puis CV tension constante)	Charge CC : charger la batterie avec un courant de 7.5 A (C/7)	La tension de la batterie atteint la tension limite donnée par le constructeur (4,1 V)
		Charge CV : continuer de charger la batterie en baissant progressivement le courant en limitant la tension à 4,1 V	Courant atteint une valeur inférieure ou égale à 1A (C/50)
2	Repos		Repos d'une heure
3	Décharge complète de la batterie	Décharge CC : décharger la batterie avec un courant de -7,5 A (C/7)	La tension de la batterie atteint la tension limite basse donnée par le constructeur (2,75 V)
4	Repos		Repos d'une heure
5	Recharge complète de la batterie CCCV (CC courant constant puis CV tension constante)	Charge CC : charger la batterie avec un courant de 7.5 A (C/7)	La tension de la batterie atteint la tension limite donnée par le constructeur (4,1 V)
		Charge CV : continuer de charger la batterie en baissant progressivement le courant en limitant la tension à 4,1 V	Courant atteint une valeur inférieure ou égale à 1 A (C/50)
6	Repos		Repos d'une heure
7	Mesure de la résistance de la batterie	Avec une spectroscopie d'impédance	
8	Repos		Repos d'une heure
9	Mise à SoC de stockage de la batteries	Mettre la batterie au SoC souhaité avant de la remettre en stockage	SoC souhaité atteint
10	Repos		Repos d'une heure

Le calcul de la capacité de la batterie se fait en intégrant le courant qui a servi à décharger complètement la batterie lors de l'étape 3 :

$$C = \int_{t_1}^{t_2} i \cdot dt \qquad (3.7)$$

t_1 est l'instant du début de la décharge, t_2 le temps à la fin de la décharge et i est le courant constant de décharge.

3.2.2.1.3 Mesure de la résistance interne

La mesure de l'impédance est réalisée lors d'une spectroscopie d'impédance. Cette technique permet de mesurer d'impédance en fonction de la fréquence. Elle consiste à appliquer à la batterie un courant sinusoïdal (en balayant plusieurs fréquences) et à mesurer la tension de la cellule. L'impédance est obtenue en calculant le rapport entre la tension et le courant. Pour notre cas, nous avons utilisé la mesure de la résistance obtenue à 1 kHz, à SoC 100.

3.2.2.1.4 Résultats obtenus

Dans ce paragraphe, nous exposons les résultats obtenus suite aux essais de vieillissement des batteries dans les différentes conditions.

La Figure 3.2 montre l'influence de la température sur le vieillissement des batteries. La Figure 3.2(a) met en comparaison deux batteries vieillissant à un même SoC de 80% mais à deux températures différentes 50°C et 60°C. La Figure 3.2(b) permet de comparer deux batteries vieillissant toutes les deux à 50% de SoC mais à deux températures différentes 50°C et 60°C.

Nous pouvons confirmer d'après ces tests qu'à SoC égal, plus la température est élevée plus le vieillissement est important.

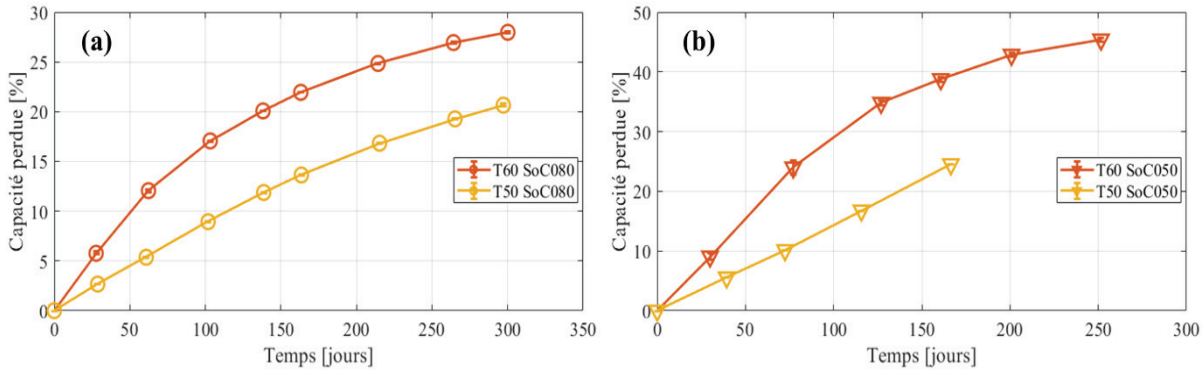


Figure 3.2 : Influence de la température sur le vieillissement calendaire

Afin de représenter l'influence du niveau du SoC sur le vieillissement, nous comparons sur la Figure 3.3, les résultats de vieillissement de plusieurs batteries à une même température à des états de charge différents. Ces graphes montrent que pour des niveaux de SoC supérieurs à 50%, plus le niveau du SoC est élevé, plus le vieillissement est ralenti. Cette tendance a été observée dans quelques cas particuliers [47], [60] relatifs à l'étude du vieillissement des batteries LMO/NMC. Elle va à l'encontre de beaucoup de résultats publiés [51], [54], [61], [62] concernant les autres technologies de batteries lithium-ion qui montrent que le vieillissement est accéléré quand leur SoC est élevé.

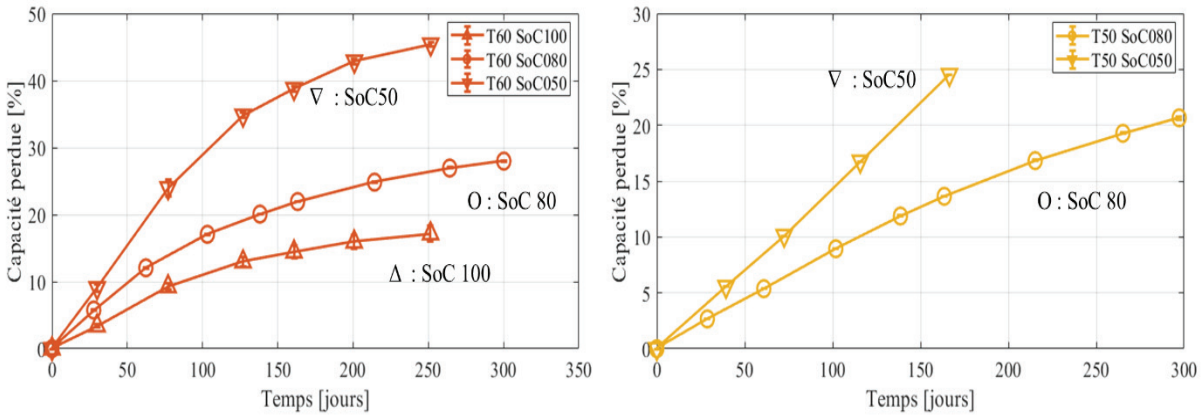


Figure 3.3 : Influence du SoC sur le vieillissement calendaire

L'ensemble de ces résultats peuvent donc nous permettre de construire des modèles de vieillissement capables d'estimer la durée de vie des batteries selon les différentes contraintes (Température, SoC).

3.2.2.2 Identification du vieillissement calendaire suivant un modèle

Les essais expérimentaux réalisés sur un ensemble de cellules identiques à celles présentes dans les VE nous ont permis de modéliser le vieillissement calendaire avec 3 modèles différents : le premier est un modèle de vieillissement simplifié qui ne prend en compte que l'influence de la température en négligeant celle du SoC. Les deux autres modèles prennent en compte l'influence du SoC et de la température sur le vieillissement.

3.2.2.2.1 Méthode expérimentale 1 : modèle simplifié d'Arrhenius

Pour étudier l'influence de la température sur le vieillissement, nous avons opté pour un modèle suivant la loi d'Arrhenius donnée par l'équation suivante :

$$Q_{F\,cal}(t,T) = A\,.\,exp\left(\frac{-E_a}{k\,.\,T}\right)\,.\,t^z \qquad (3.8)$$

$Q_{F\,cal}$ est la perte de capacité liée au vieillissement calendaire,

t désigne le temps,

z = 0,5,

T est la température en Kelvin,

A est le terme pré-exponentiel,

Ea est l'énergie d'activation,

K est la constante de Boltzmann = (8,617 . 10^{-5}eV/K).

Les coefficients de ce modèle ont été calibrés pour se rapprocher le plus possible des courbes expérimentales des essais à SoC 80% (en raison du SoC moyen des données CROME qui est très proche de 80%).

3.2.2.2.2 Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring

Pour intégrer l'influence du SoC dans notre modèle précèdent (équation (3.8)), nous avons considéré, comme l'a fait Redondo-Iglesias [51], que le terme pré-exponentiel (A) et l'énergie d'activation (Ea) de la loi d'Arrhenius sont variables en fonction de la contrainte constitué par le SoC. Le modèle peut s'écrire alors sous la forme suivante :

$$Q_{F\,cal}(t,T,SoC) = A(SoC)exp\left(\frac{-E_a(SoC)}{k\,T}\right).t^z \qquad (3.9)$$

Les travaux de Redondo-Iglesias [7], [51]ont montré que log(A) et E_a variaient linéairement en fonction du SoC. Le modèle général de la perte de capacité en vieillissement calendaire peut alors s'écrire sous la forme suivante :

$$Q_{F\,cal}(t,T,SoC) = A_0 \cdot exp(B_s \cdot SoC) \cdot \ exp\left(\frac{-E_{a_0} + C_s \cdot SoC}{k\,T}\right).t^z \qquad (3.10)$$

3.2.2.2.3 Méthode expérimentale 3 : modèle quadratique

Le dernier modèle testé pour l'identification du vieillissement calendaire est un modèle qui prend en compte l'effet simple et l'effet quadratique de la température et du SoC. Ce modèle est inspiré des travaux de R. Mathieu [60]. La perte de la capacité en fonction des conditions de stockage est alors exprimée comme suit :

$$Q_{F\,cal}(t,T,SoC) = \beta_0.exp(\beta_s\ SoC + \beta_{s2}SoC^2).exp\left(\frac{\beta_T}{T} + \frac{\beta_{T2}}{T^2}\right).\ t^z \qquad (3.11)$$

β_0 est un terme pré-exponentiel,

β_T et β_s expriment les effets simples de la température et du SoC,

β_{T2} et β_{s2} expriment les effets quadratiques de la température et du SoC.

3.2.2.2.4 Résultats des modélisations

Le tableau suivant présente les résultats obtenus par la modélisation du vieillissement calendaire pour chacun des modèles utilisés. Il faut noter que les résultats présentés sont donnés pour un coefficient z=0,5.

Tableau 3.3. Résultats de la modélisation du vieillissement calendaire

Modèle	**Coefficients**					**R²**
Modèle simplifié $Q_{F\,cal}(t,T) = A\,.\,exp\left(\frac{-E_a}{k\,.\,T}\right).\,t^z$	A (pu/jour^z)		Ea (eV)			0,97
	1,31.10^6		0,39			
Modèle d'Eyring $Q_{F\,cal}(t,T,SoC) = A_0 \cdot exp(B_s \cdot SoC) \cdot exp\left(\frac{-E_{a_0} + C_s \cdot SoC}{kT}\right) \cdot t^z$	A_0 (pu/jour^z)	B_s (-)	Ea_0 (eV)	C_s (eV)		0,98
	6,19.10^4	0.038	0,39	0,05		
Modèle quadratique $Q_{F\,cal}(t,T,SoC) =$ $\beta_0.exp(\beta_s\,SoC + \beta_{s2}SoC^2).exp\left(\frac{\beta_T}{T} + \frac{\beta_{T2}}{T^2}\right).\,t^z$	β_0 (pu/jour^z)	β_s (-)	β_{s2} (-)	B_T (K)	β_{T2} (K)	0,97
	1,17	-0,21	-1,16	2,42.10^3	-1,17.10^6	

D'après les coefficients de détermination R² (cf. équation (3.15)), nous pouvons conclure que les 3 modèles représentent bien le vieillissement calendaire pour nos essais expérimentaux et que même avec un modèle simplifié, nous pouvons obtenir une bonne approximation des résultats expérimentaux (R²=0.97). Il faut également vérifier la validité de ces modèles sur les données CROME. Pour réaliser cet objectif, nous avons d'abord identifié l'influence des modes de fonctionnement (classes d'usages) sur le vieillissement. Ensuite, nous avons réalisé plusieurs simulations et essais expérimentaux (présentés dans le paragraphe suivant) permettant d'évaluer la validité de ces modèles.

Dans la partie suivante, nous présentons la méthodologie suivie pour l'identification de l'influence des modes de fonctionnement (classes d'usages) sur le vieillissement et les résultats obtenus suivant la technique utilisée.

3.3 Identification des effets des modes d'usage sur le vieillissement

Après avoir identifié l'influence des conditions de stockage sur le vieillissement des batteries et, par conséquent, identifié la part du vieillissement calendaire, nous présentons dans cette partie la démarche suivie pour l'identification des effets des différents modes d'usage sur le vieillissement.

3.3.1 Méthodologie suivie

Comme évoqué précédemment, nous avons considéré que la perte de capacité des batteries pendant une période donnée est équivalente à la somme de la perte de capacité causée par le vieillissement calendaire et de celle produite par les modes de fonctionnement.

D'après l'équation (3.2), nous pouvons écrire pour chaque usage enregistré :

$$(\Delta Q_F)_n = \left(\Delta Q_{F_{mode_i}}\right)_n + \left(\Delta Q_{F_{cal}}\right)_n \qquad (3.12)$$

- $(\Delta Q_F)_n$ est la perte de capacité totale enregistrée entre les usages n et n+1,
- $\left(\Delta Q_{F_{cal}}\right)_n$ est la perte de la capacité calendaire entre les usages n et n+1,
- $\left(\Delta Q_{F_{mode_i}}\right)_n$ est la perte de capacité produite par le roulage ou la charge de l'usage n,
- $mode_i$ est la classe de l'usage n (l'usage peut être un roulage ou une charge).

Comme nous avons déjà identifié la part de vieillissement calendaire, nous pouvons désormais identifier chacun des termes de l'équation (3.12). D'après l'équation (3.4), nous pouvons écrire cette perte de capacité liée à cet usage enregistré comme suit :

$$\left(\Delta Q_{F_{mode_i}}\right)_n = F_{mode_i} \cdot \left(\Delta\theta_{mode_i}\right)_n \qquad (3.13)$$

- $\left(\Delta Q_{F_{mode_i}}\right)_n$ est la perte de la capacité produite par le roulage ou la charge de l'usage n,
- F_{mode_i} est le facteur d'accélération du vieillissement suivant le mode d'usage i (classe i),
- $mode_i$ est la classe de l'usage n (usage peut être un roulage ou une charge),
- $\left(\Delta\theta_{mode_i}\right)_n$ fait référence à la durée de l'usage « n ».

Pour identifier les facteurs d'accélération du vieillissement pour chaque mode, nous résolvons un système d'équations, similaire à celui utilisé dans le paragraphe 3.2.1.1 (équation (3.5)), à 5 inconnues (facteurs d'accélération de chacune des classes).

Les équations à résoudre ont donc la forme suivante :

$$\sum_{i=1}^{5} F_{mode_i} \cdot \Delta\theta_{mode_i} = \Delta Q_F - \Delta Q_{F_{cal}} \qquad (3.14)$$

- ΔQ_F est la perte de capacité enregistrée pour N (1500) usages successifs (ce choix du nombre d'usages a été fait afin d'améliorer le coefficient de détermination. Nous avons en effet varié le nombre d'usages N entre 1 et 5000 et calculé à chaque fois le coefficient de détermination R^2 (cf. équation (3.15)). Pour maximiser ce coefficient, et obtenir ainsi des meilleurs résultats, nous devons choisir N=1500.
- $\Delta Q_{F_{cal}}$ est la perte de capacité en vieillissement calendaire pendant cette période (1500 usages),
- i indique le numéro de la classe (le mode de fonctionnement),
- F_{mode_i} est le facteur d'accélération du vieillissement du $i^{ème}$ mode d'usage,
- $\Delta\theta_{mode_i}$ est un indicateur de la durée d'utilisation des batteries suivant le mode « i » pendant cette même période (1500 usages).

Il faut noter ici que « $\Delta Q_{F_{cal}}$ » est différent selon le modèle choisi pour l'identification du vieillissement calendaire, ce qui modifie par conséquent les résultats obtenus pour les facteurs d'accélération du vieillissement des modes de fonctionnement.

Nous présentons et comparons dans le paragraphe suivant, les résultats obtenus par les différentes méthodes utilisées.

3.3.2 Résultats d'identification des effets des modes d'usage sur le vieillissement

Pour identifier les effets des modes d'usage sur le vieillissement, la démarche générale consiste à identifier d'abord l'influence du vieillissement calendaire avec un des modèles présentés précédemment. Ensuite, résoudre un système d'équations, en minimisant l'erreur quadratique moyenne, permet d'avoir les facteurs d'accélération de vieillissement pour chacun des modes de fonctionnement.

Une fois ces facteurs déterminés et validés, nous pouvons déduire la perte de capacité pour une période donnée et estimer également la durée de vie restante suivant un certain profil d'utilisation. Pour ce dernier point, nous avons recréé par des simulations les usages enregistrés et les conditions d'usages des VE étudiés durant les 2 ans d'enregistrement des données. Nous présentons dans ce paragraphe le simulateur utilisé et les résultats obtenus.

3.3.2.1 Estimation de la perte de capacité en fonction des usages

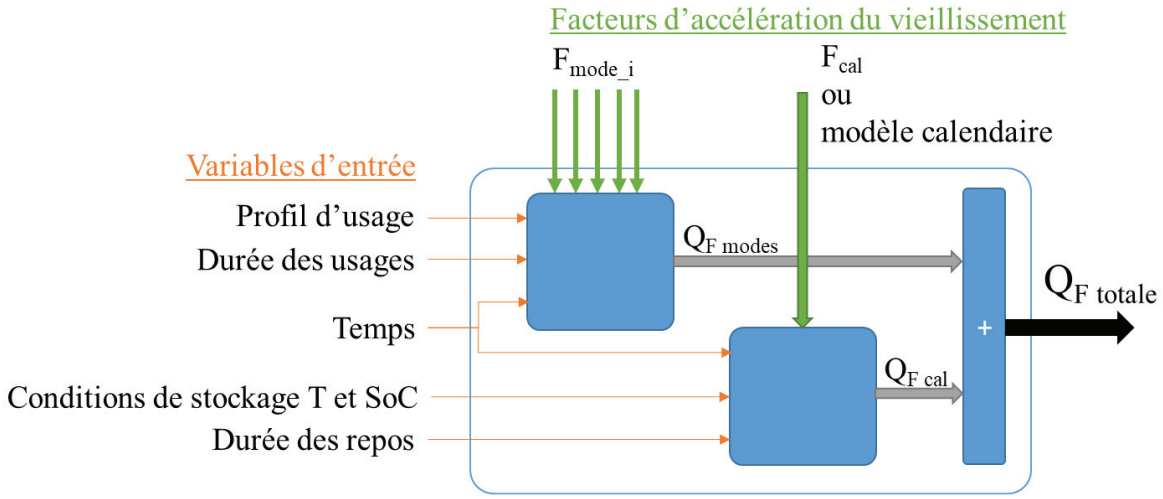


Figure 3.4 : Simulateur permettant l'estimation de la perte de capacité en fonction des modes de fonctionnement et des conditions de stockage

En fonction des facteurs d'accélération du vieillissement (modes de fonctionnement et vieillissement calendaire), ce simulateur permet d'estimer les pertes de capacité suivant un ensemble de paramètres (variables d'entrée). $Q_{F\ modes}$ est la perte de capacité produite par les modes de fonctionnement (batterie en cyclage), $Q_{F\ cal}$ est la perte de capacité quand la batterie est au repos, $Q_{F\ totale}$ est la somme de ces deux pertes.

Chaque variable d'entrée est sous la forme de vecteur de données, par exemple le profil d'usage peut être sous la forme suivante (1, 1, 2, 4, 3, 5, …, 1, 4) avec des éléments correspondants aux classes des usages. Pour les deux vecteurs de durée (usages et repos), ils sont déduits automatiquement à partir de l'information concernant le début et la fin de chaque usage.

La Figure 3.5 représente les résultats de la simulation des usages enregistrés dans le cadre du projet CROME pour les différents VE étudiés. Nous avons utilisé ici les facteurs d'accélération du vieillissement calendaire obtenus par la méthode « **Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC** ».

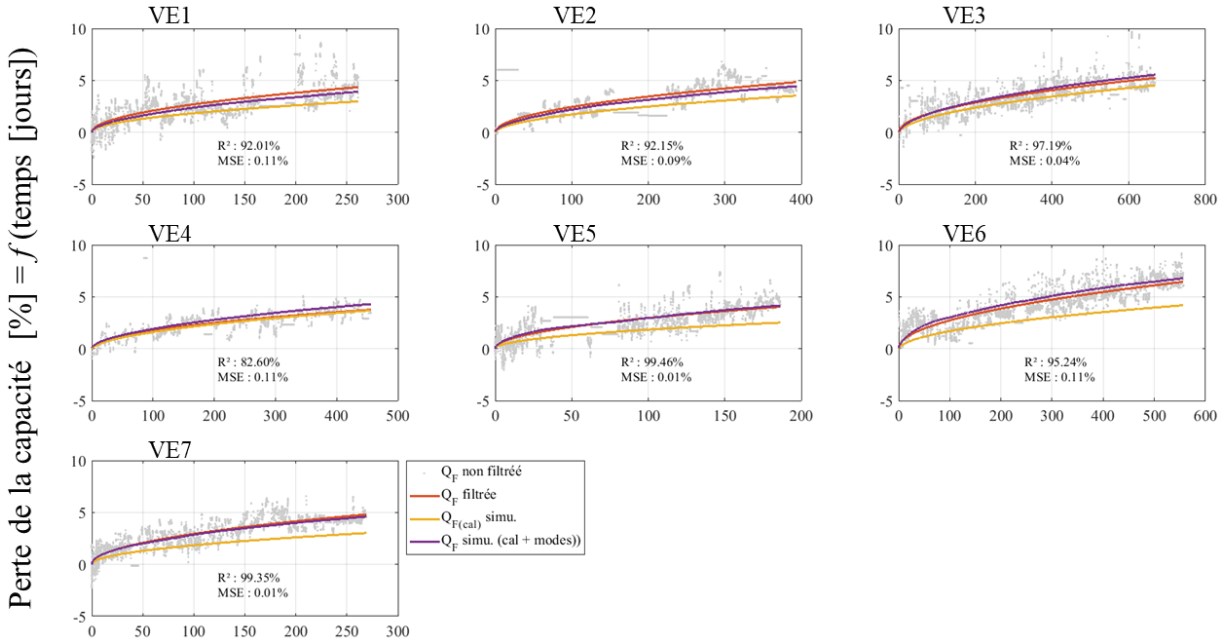


*Figure 3.5 : Simulation de la perte de capacité utilisant la « **Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC** »*

Cette figure présente la perte de capacité (%) en fonction du temps (jours) pour les 7 VE étudiés. Les points en couleur grise représentent la perte de capacité non-filtrée (Q_F non filtrée), les courbes de couleur orange représentent (Q_F filtrée) la perte de capacité filtrée (suivant l'équation (1.5)). Il s'agit en effet de notre cible. Les simulations (Q_F simu.) (courbes de couleur violette) doivent se rapprocher le plus possible de la capacité filtrée. Enfin, les courbes jaunes représentent les pertes de capacité produite par le vieillissement calendaire seul ($Q_{F(cal)}$ simu.).

Le coefficient de détermination moyen R^2 obtenu par cette technique « **Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC** » est supérieur à 0,94 avec une erreur quadratique moyenne (MSE) égale à 0.06%.

Le calcul du coefficient de détermination « R^2 » et de l'erreur quadratique moyenne (MSE) est réalisé comme suit :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{F\,i} - Q_{F_simu_i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{F\,i} - \overline{Q_F}\right)^2} \qquad (3.15)$$

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{F\,i} - Q_{F_simu_i}\right)^2 \qquad (3.16)$$

- n est le nombre de points,

- $Q_{F\,i}$ est la valeur de la perte de capacité correspondante au point i,
- $Q_{F_simu_i}$ est la valeur de la perte de capacité obtenue par la simulation au point i,
- $\overline{Q_F}$ est la valeur moyenne de la perte de capacité.

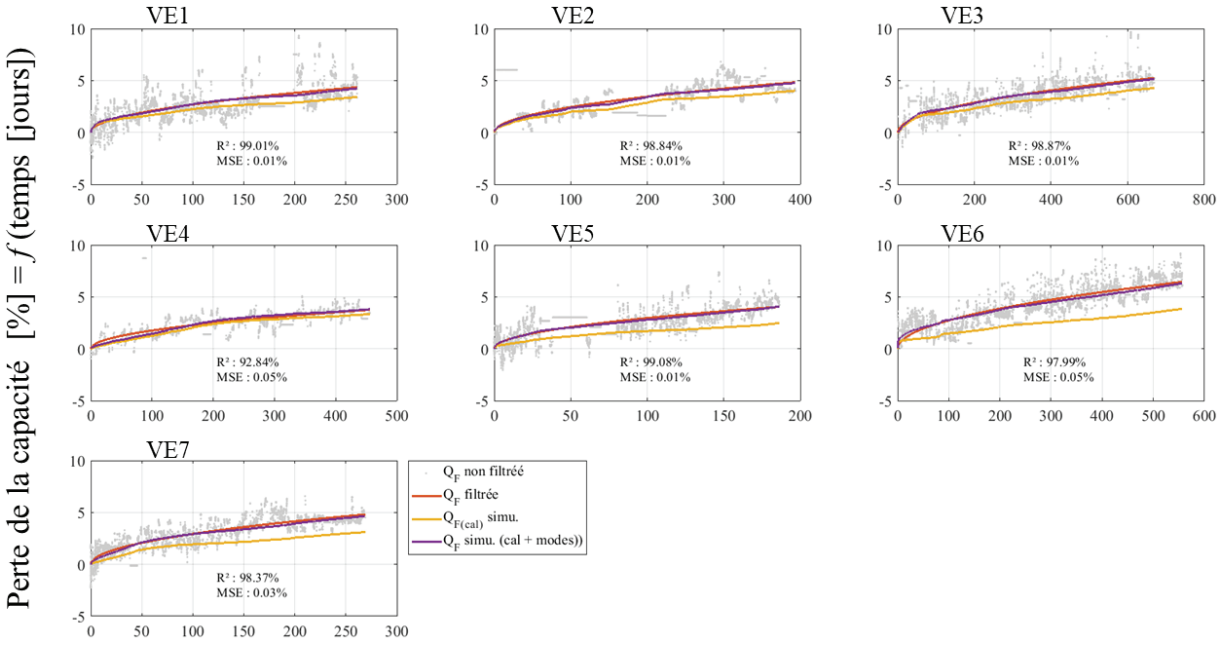


*Figure 3.6 : simulation de la perte de capacité suivant la « **Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring** »*

La Figure 3.6 présente les résultats de simulation de la perte de capacité suivant la « **Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring** ». Nous pouvons remarquer ici que les courbes de simulation $Q_F simu.$ sont presque superposées aux courbes Q_F filtrée. Ceci confirme que nous avons une bonne reconstruction du signal original. Le coefficient de détermination moyen R^2 est de 0,979 avec une erreur quadratique moyenne MSE de 0.022%.

Rappelons que la méthode utilisée pour l'identification du vieillissement calendaire peut modifier l'influence des modes d'usage sur le vieillissement. Les résultats des simulations pour chacune des méthodes utilisées sont présentés dans le Tableau 3.4. Ce tableau indique les facteurs d'accélération du vieillissement des différents modes d'usage (roulages (R_1 R_2 et R_3) et de charges (C_1 et C_2)) en fonction des méthodes d'identification utilisées ainsi que de la qualité de la reconstruction du signal donnée par R^2 et MSE. R^2 (et MSE) présentés dans ce tableau sont les moyennes des R^2 (et MSE) des 7 VE étudiés. Il faut noter que comme le coefficient z=0,5 (cf. § 3.2.2.2.4), les facteurs d'accélération (F_{Ri} ou F_{Ck}) sont exprimés en $(\%/\sqrt{jour})$

Tableau 3.4. Résultats de la simulation de la perte de la capacité suivant les méthodes utilisées : Facteurs d'accélération du vieillissement des modes de fonctionnement

Méthode calendaire	Facteurs d'accélération F_{Ri} ou F_{Ck} du vieillissement des modes ($\%/\sqrt{jour}$)					R^2	MSE
	R_1	R_2	R_3	C_1	C_2		
Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC	0,90	0,56	1,18	0,31	0,40	0,940	0,060
Méthode analytique 2 : 3T / 1SoC	0,89	0,53	1,18	0,31	0,40	0,966	0,036
Méthode expérimentale 1 : modèle simplifié $Q_{F_{cal}} = f(t,T)$	0,67	0,46	1,08	0,34	0,44	0,974	0,024
Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring $Q_{F_{cal}} = f(t,T,SoC)$	0,52	0,31	1,08	0,34	0,44	0,979	0,022
Méthode expérimentale 3 : modèle quadratique $Q_{F_{cal}} = f(t,T,SoC)$	0,97	0,58	1,28	0,40	0,52	0,973	0,025

D'après le Tableau 3.4, nous pouvons constater que toutes les méthodes ont donné des coefficients de détermination R^2 assez élevés et des erreurs (MSE) relativement faibles.

Un point commun remarquable entre toutes les méthodes utilisées est l'ordre de l'influence des modes d'usage sur le vieillissement. Ainsi le facteur d'accélération F_{R3} lié à l'usage R_3 (le roulage ayant la vitesse moyenne la plus élevé et comportant des phases de roulages urbain, extra-urbain et autoroute) est toujours le plus élevé. De même, nous pouvons toujours écrire $F_{R3} > F_{R1} > F_{R2} > F_{C2} > F_{C1}$.

Nous pouvons aussi remarquer, en comparant la « **Méthode analytique 1 (1T / 1SoC) »** et la « **Méthode analytique 2 : (3T / 1SoC) »**, que le fait d'ajouter plus de classes de type calendaire (pour identifier l'influence de la température) permet d'améliorer les résultats (R^2 plus élevé et MSE plus faible) sans trop modifier les facteurs d'accélération de vieillissement des modes de fonctionnement.

Nous pouvons également conclure d'après le Tableau 3.4, que pour les 4 premières méthodes utilisées (donc à l'exception de la « **Méthode expérimentale 3 : modèle quadratique »)**, plus nous ajoutons un niveau de détail dans l'étude du vieillissement calendaire, plus importante est la qualité de la reconstruction du signal par simulation (R^2 plus grand, MSE plus faible).

Pour avoir une meilleure comparaison des résultats, nous avons calculé aussi, selon les techniques utilisées, la perte de capacité produite par les modes de fonctionnement et le vieillissement calendaire par rapport à la perte de capacité totale enregistrée (cf. Tableau 3.5). C'est-à-dire, par exemple, la première ligne de ce tableau montre qu'avec la **Méthode analytique 1**, la somme de la perte de la capacité produite par tous les roulages de type $\mathbf{R_1}$ (pour l'ensemble des véhicules étudiés) représente 10,7% de la somme de la perte de la capacité totale enregistrée sur l'ensemble des véhicules

étudiés. Les roulages de type **R_2** représentent 7.6% de la perte de la capacité totale enregistrée sur l'ensemble des véhicules. Enfin, toujours pour la **Méthode analytique 1**, le vieillissement calendaire est responsable de 72,4% de la perte de la capacité totale.

Tableau 3.5. Résultats de la simulation de la perte de la capacité suivant les méthodes utilisées : taux de perte de la capacité pour chaque mode d'usage et pour le vieillissement calendaire

Méthode calendaire	$Q_{F\ modes}$ / $Q_{F\ totale}$ (%)					$Q_{F\ cal}$ / $Q_{F\ totale}$ (%)
	R_1	R_2	R_3	C_1	C_2	
Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC	10,7%	7,6%	4,4%	2,8%	1,6%	72,4%
Méthode analytique 2 : 3T / 1SoC	10,4%	7,4%	4,3%	2,7%	1,6%	73,1%
Méthode expérimentale 1 : modèle simplifié $Q_{F_{cal}} = f(t,T)$	10,3%	7,2%	4,3%	2,8%	1,7%	73,2%
Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring $Q_{F_{cal}} = f(t,T,SoC)$	9,9%	6,8%	4,3%	2,7%	1,6%	74,2%
Méthode expérimentale 3 : modèle quadratique $Q_{F_{cal}} = f(t,T,SoC)$	12,8%	9,1%	5,4%	3,4%	2,0%	66,6%

Ce tableau montre que la perte de la capacité enregistrées est majoritairement calendaire. Ce résultat est tout à fait attendu car la durée d'utilisation (en comptant les durées des roulages et des charges) des véhicules constitue moins de 15% de la durée totale enregistrée.

Si nous comparons la « **Méthode analytique 1** » et la « **Méthode analytique 2** » avec la « **Méthode expérimentale 1** », nous constatons que l'amélioration de la prise en compte du facteur « température » dans le vieillissement calendaire a fait baisser les facteurs d'accélération de vieillissement pour les modes de roulages et augmenter légèrement ceux des modes de charges. Ce changement est probablement lié à la température moyenne des modes d'usage. En effet, dans les données CROME, la température moyenne des roulages est supérieure à celle des modes de charges.

Une comparaison entre la « **Méthode expérimentale 1** » et la « **Méthode expérimentale 2** » montre que l'ajout du facteur « SoC » fait baisser les coefficients des modes de roulages R_1 et R_2. Ceci peut être expliqué par le fait que les états de charge moyens de ces derniers sont supérieurs aux états de charge moyens de l'ensemble des usages.

Il faut aussi noter que les facteurs d'accélération de vieillissement obtenus suivant la « **Méthode expérimentale 2** » et la « **Méthode expérimentale 3** » sont très différents malgré une bonne qualité de reconstruction du signal par simulation. En effet, la partie liée au vieillissement calendaire dans le vieillissement total enregistré, est moins importante dans la « **Méthode expérimentale 3** » (66,6%) que la « **Méthode expérimentale 2** » (74,2%). Ceci explique l'augmentation des facteurs d'accélération de vieillissement dans la « **Méthode expérimentale 3** ».

Pour valider les résultats obtenus et pour savoir quelle est la technique la mieux adaptée, nous avons testé ces différentes méthodes sur un nouveau jeu de données expérimentales.

Dans la partie suivante, nous décrivons les essais expérimentaux constituant le nouveau jeu de données et les résultats obtenus.

3.4 Validation expérimentale des résultats d'identification de l'influence des modes de fonctionnement sur le vieillissement des batteries

Dans cette partie, nous exposons les différents tests expérimentaux réalisés dans le but de vérifier et valider les résultats d'identification de l'influence des modes d'usage sur le vieillissement des batteries.

Nous avons construit deux profils d'usages simplifiés, le premier est constitué principalement d'une succession de mode R2 (urbain + extra-urbain) (le roulage le moins vieillissant selon le Tableau 3.4) avec plusieurs charges C_1 (charge courte) et C_2 (charge longue). Le deuxième profil simule un usage ayant à la fois des parties urbaines, extra-urbaines et autoroutes (mode R_3) (le roulage le plus vieillissant selon le Tableau 3.4) avec plusieurs types de charges (C_1 et C_2). Ces deux profils ont été utilisés pour réaliser des essais de vieillissement.

3.4.1 Présentation des essais de validation

Pour réaliser ces deux essais expérimentaux, nous avons connecté, pour chaque expérimentation, un module de 3 cellules en série à un banc de cyclage de 2 voies (Bitrode FTV2) afin de réaliser les charges et les décharges souhaitées. Pour contrôler la température des cellules lors du cyclage, les 2 modules sont placés dans une enceinte climatique (Vötsch VT 3050) de 500 L. La Figure 3.7 présente les différents équipements utilisés pour la réalisation de ces essais.

Pour réaliser une bonne comparaison entre les deux modes R_2 et R_3, nous avons mis en place plusieurs points communs entre les deux expérimentations réalisées. En effet, les deux profils testés partagent les mêmes charges et fréquences de charge, le même SoC moyen et les mêmes températures.

Concernant le SoC, nous avons choisi un SoC moyen de 80 % identique à celui issu de l'ensemble des données CROME.

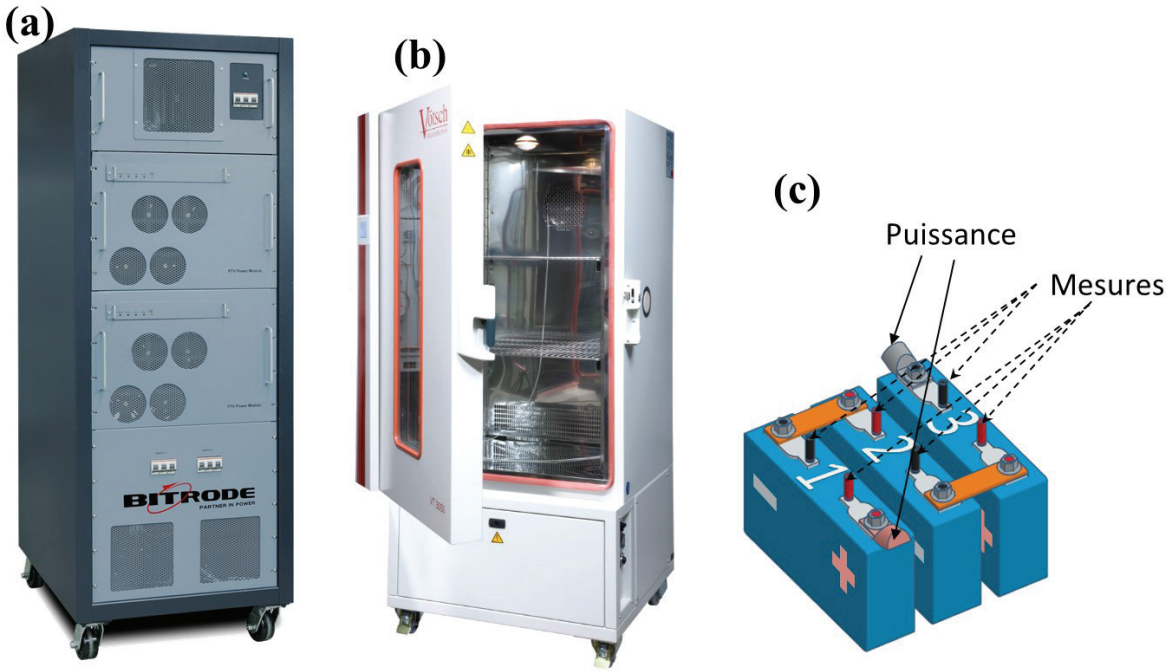


Figure 3.7 : Equipements utlisés : (a) banc de cyclage (Bitrode FTV2), (b) enceinte climatique (Vötsch VT 3050), (c) un module à tester composé de 3 cellules en série

Pour simuler le changement de température entre l'hiver et l'été, ces essais expérimentaux ont été réalisés en alternant entre deux températures de vieillissement. (cf. § 4.1.1). Les cellules sont ainsi placées pendant un mois à une première température (20 °C par exemple pour la saison la plus chaude), après cette période, elles sont caractérisées à 25 °C pendant environ 3 jours et ensuite remises en cyclage mais cette fois, à une deuxième température (5 °C) pendant un mois et ainsi de suite jusqu'à la fin des essais. Cette alternance thermique est illustrée par la Figure 3.8.

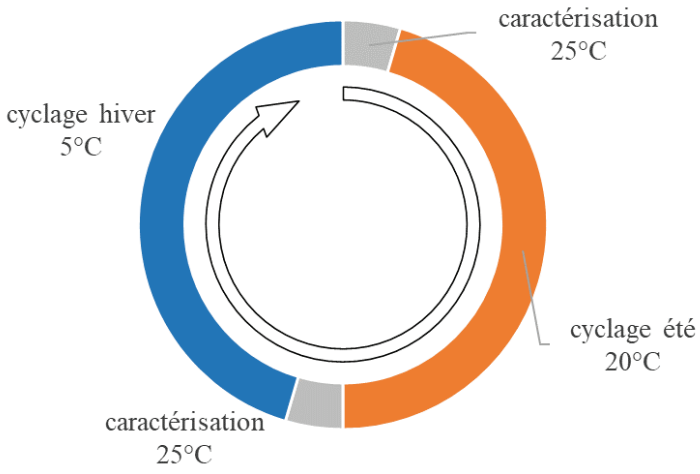


Figure 3.8 : Alternance de température des essais de cyclage

La phase de caractérisation des cellules est identique à celle présentée pour les batteries sollicitées lors du vieillissement calendaire (cf. § 3.2.2.1).

Lors de la phase de cyclage, les batteries sont soumises à une série de charges et décharges. Cette phase du cyclage peut être illustrée par la Figure 3.9.

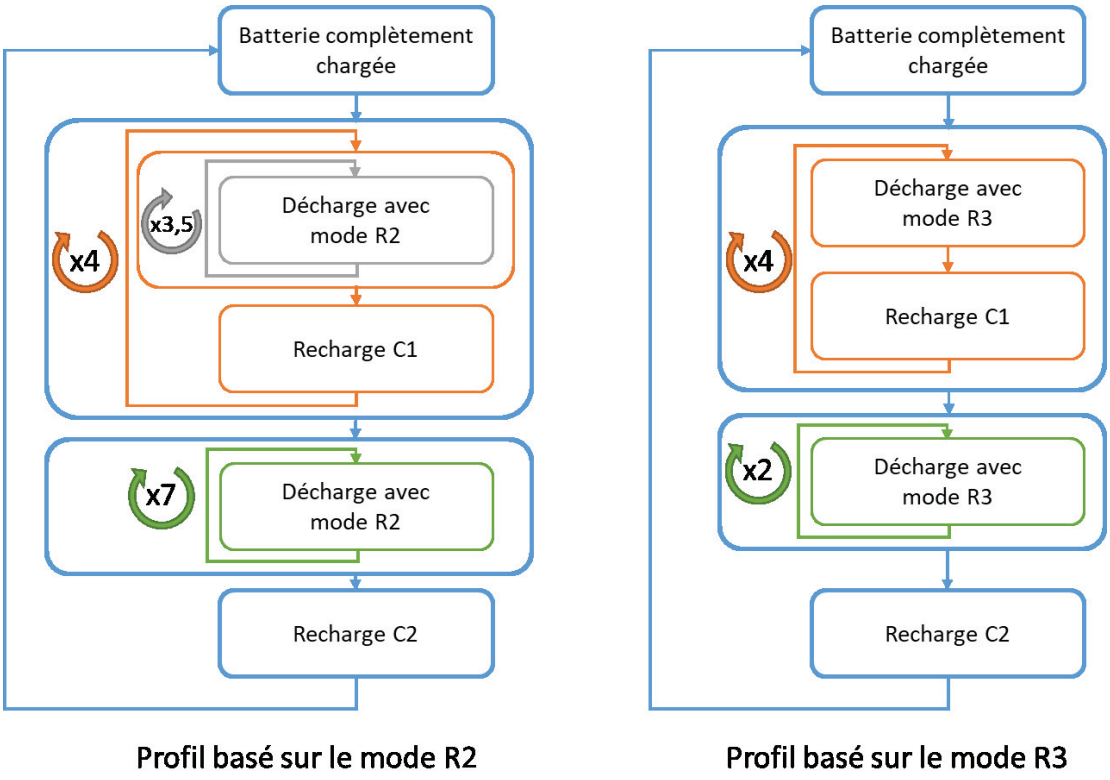


Figure 3.9 : Description des profils de cyclage basés sur les modes R_2 et R_3

Il faut noter que les charges et les décharges appliquées sont issues des usages réels des VE. Il s'agit en effet des profils moyens de variation du courant pour chacun des modes d'usage. A titre d'exemple, quand nous parlons de la charge longue C_2, il s'agit d'appliquer le profil moyen de courant des charges appartenant au mode C_2 (cf. § 2.4).

Pour les deux profils de cyclage testés, les nombres de répétition de chaque mode de roulage ou de charge par cycle (indiqué sur la Figure 3.9) ont été identifiés pour avoir un SoC moyen équivalent à celui issu de l'ensemble des données CROME.

Les profils de cyclage testés peuvent être considérés comme des vieillissements accélérés. En effet, les sollicitations journalières des batteries sont 8 fois plus grandes qu'en usage réel. Ainsi un mois de cyclage avec les deux profils utilisés est équivalent à 8 mois d'usage réel des batteries.

L'évolution temporelle de la perte de capacité en fonction du temps de vieillissement est donnée par la Figure 3.10. La perte de capacité est représentée en fonction du temps et en fonction des Ampère-heures échangés (somme des valeurs absolues des Ah échangés en charge et en décharge).

Nous pouvons remarquer, d'après les résultats obtenus, que le profil basé sur le mode d'usage R_3 est plus vieillissant que celui basé sur le mode R2. Cela confirme les résultats obtenus sur la table 3.4 où F_{R3} est supérieur à F_{R2}.

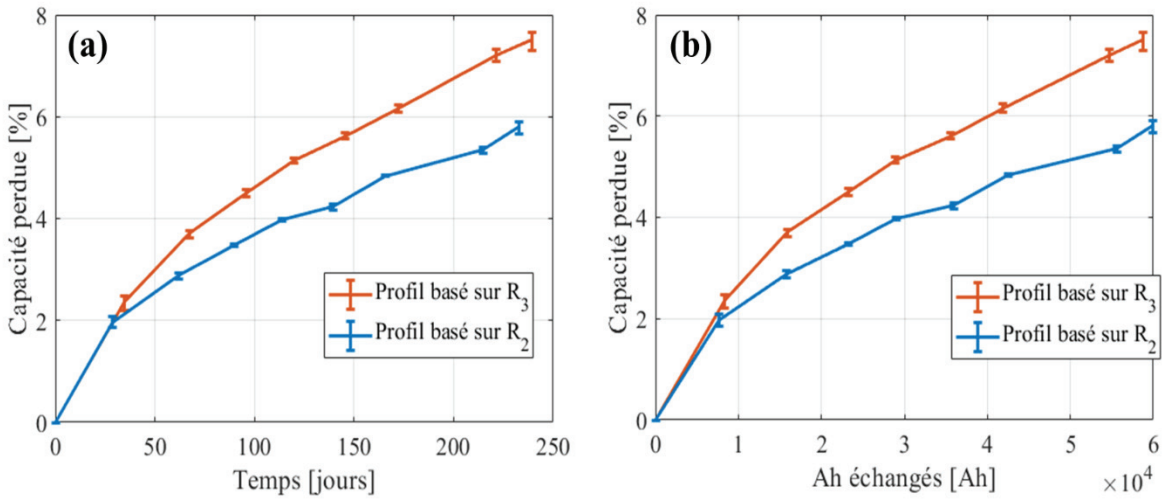


Figure 3.10 : Résultats de vieillissement selon les profils de roulage R_2 et R_3

3.4.2 Validation des résultats

Pour la validation des résultats d'identification de l'influence des modes d'usage sur le vieillissement des batteries, nous avons procédé comme indiqué dans le paragraphe 3.3.2. Nous avons utilisé le simulateur décrit précédemment (cf. Figure 3.4) pour recréer ces profils de vieillissement et comparer ensuite les résultats des simulations avec les résultats expérimentaux.

Il faut noter que pour les simulations de ces essais expérimentaux, nous ne prenons pas en compte le vieillissement calendaire car pour ces essais les batteries sont tout le temps en cyclage et il n'y a quasiment pas de phase au repos. Le simulateur utilisé renvoie alors une valeur nulle pour la perte de capacité en calendaire.

Pour compléter cette évaluation et la validation des résultats, en plus de l'utilisation des essais expérimentaux présentés dans le paragraphe précèdent, nous avons rajouté un 3ème profil constitué par un autre essai expérimental (présenté dans la partie suivante (cf. § 4.1.1)). Il s'agit en fait d'un essai expérimental reproduisant un usage réel des VE.

Pour comparer les résultats expérimentaux et les résultats des simulations, nous avons de nouveau calculé les coefficients de détermination et les MSE correspondants. Nous présentons ces résultats dans le tableau suivant :

Tableau 3.6. Comparaison des essais expérimentaux et des simulations

Méthode utilisée pour le calendaire	R^2	MSE
Méthode analytique 1 **1T / 1SoC**	0,942	0,227
Méthode analytique 2 **3T / 1SoC**	0,957	0,176
Méthode expérimentale 1 : modèle simplifié $Q_{F\,cal} = f(t,T)$	0,967	0,140
Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring $Q_{F\,cal} = f(t,T,SoC)$	0,970	0,134
Méthode expérimentale 3 : modèle quadratique $Q_{F\,cal} = f(t,T,SoC)$	0,525	1,907

D'après ce tableau, nous pouvons constater que, à l'exception de la dernière méthode « **Méthode expérimentale 3** », tous les coefficients de détermination R^2 sont relativement élevés, ce qui montre que les résultats des simulations sont proches de ceux des essais expérimentaux.

La Figure 3.11 suivante représente graphiquement les résultats des essais de simulation comparés à ceux des essais expérimentaux. Les courbes en pointillé représentent les pertes de capacité enregistrées pendant les essais expérimentaux. Les barres sur les courbes des essais expérimentaux représentent la dispersion des mesures entre les cellules constituant chacun des modules testés. Les courbes en ligne continue représentent les résultats des simulations.

D'après le Tableau 3.6 et la Figure 3.11, nous pouvons constater que la « **Méthode expérimentale 2 »** nous donne les résultats les plus proches des essais expérimentaux et que la « **Méthode expérimentale 3** » malgré de bons résultats avec les données CROME (cf. Tableau 3.4) n'est pas satisfaisante avec ces essais expérimentaux.

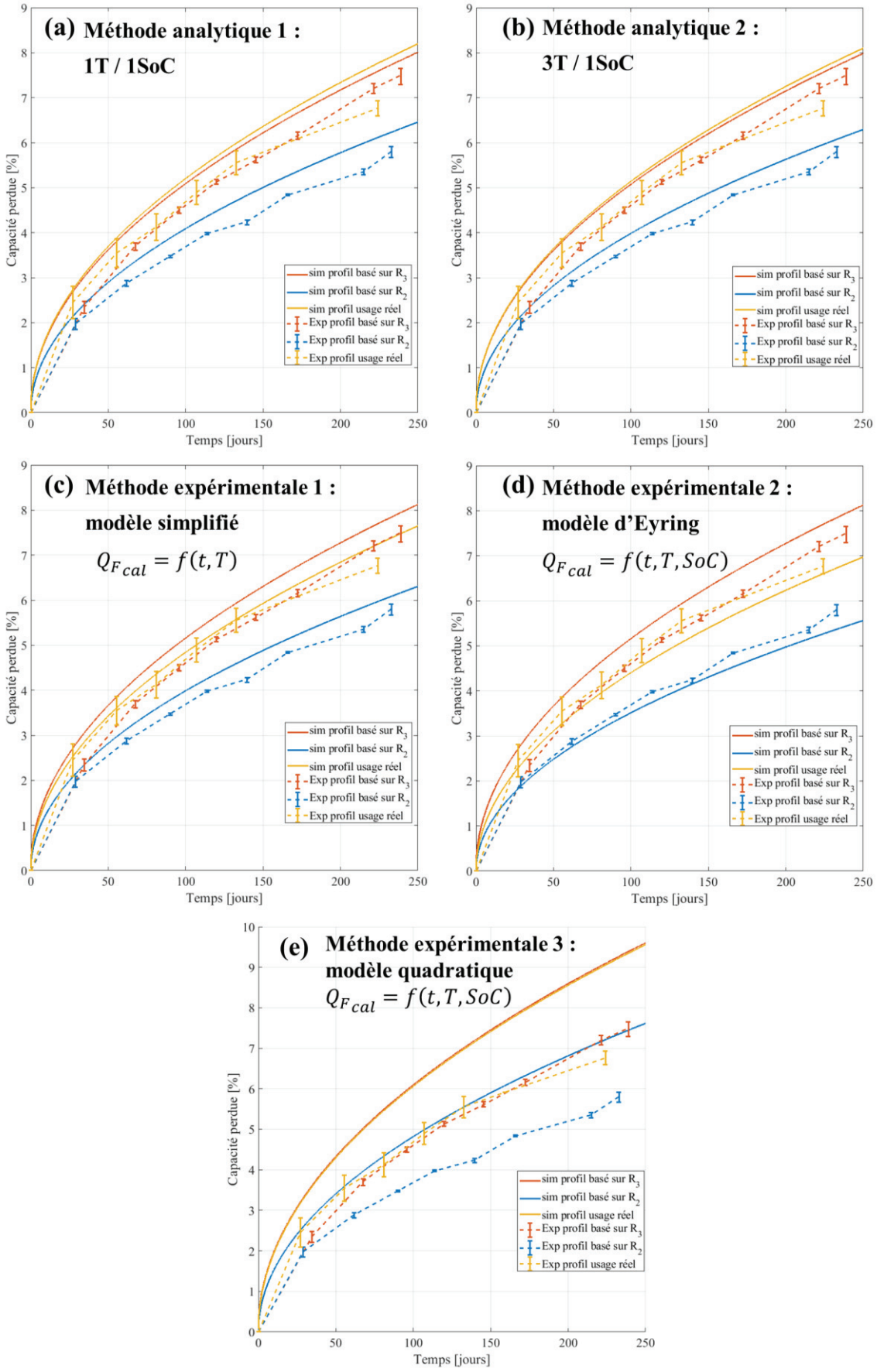


Figure 3.11 : Comparaison des résultats de simulation avec les résultats expérimentaux selon la technique d'identification utilisée

Concernant les résultats des simulations avec la « **Méthode expérimentale 3** », nous avons déjà remarqué que la part du vieillissement calendaire identifiée par cette méthode, est moins importante dans le vieillissement total enregistré que celles identifiées par les autres méthodes (cf. Tableau 3.5). Ainsi, d'après ces essais expérimentaux nous pouvons conclure que cette « **Méthode expérimentale 3** » a sous-estimé le vieillissement calendaire et par conséquent surestimé les facteurs d'accélérations du vieillissement des modes de fonctionnements.

Nous pouvons aussi remarquer sur la même figure que les simulations suivant le profil réel (courbes jaunes) (où nous avons tous les types de roulages R_1, R_2 et R_3 et des charges C_1 et C_2) sont plus vieillissantes que celles suivant le profil basé sur les modes de fonctionnement R_3 (courbes oranges) pour les deux premières méthodes (**Méthode analytique 1 et 2**) au contraire de ce que nous trouvons pour les deux autres méthodes (**Méthode expérimentale 1 et 2**). Ce changement peut être expliqué par le fait que le mode R_1 (qui est le plus présent dans notre base de données CROME (cf. Figure 4.1)) a été probablement surestimé avec les deux premières méthodes et donc impacté l'erreur sur les autres coefficients.

Pour conclure, nous pouvons dire que les quatre premières méthodes ont toutes donné des résultats assez proches des essais expérimentaux, ce qui confirme la validité de nos résultats et de notre méthodologie concernant l'identification de la part du vieillissement calendaire et de celle des modes de fonctionnement.

Comme les coefficients de détermination R^2 sont assez importants et que les MSE sont relativement faibles pour les quatre premières méthodes (**Méthode analytique 1**, **Méthode analytique 2**, **Méthode expérimentale 1 et Méthode expérimentale 2**) il est alors difficile de dire quelle méthode nous pouvons exclure. Nous allons alors plutôt décrire les domaines de validité et les points forts et faibles de chacune de ces méthodes. Cette analyse comparative est décrite puis résumée dans le Tableau 3.7.

Concernant la « **Méthode analytique 1** », elle peut être utilisée pour étudier les vieillissements des véhicules électriques fonctionnant à une température et un SoC moyen similaire à celui des données CROME. Le nombre de paramètres pour la simulation est assez réduit ce qui permet d'avoir un calcul plus simple et plus rapide. Cette méthode ne nécessite pas d'information concernant les conditions de stockage des batteries (calendaire) à part la durée des repos (qui peut être déjà déduite automatiquement si nous connaissons le temps de début de chaque usage).

Pour la « **Méthode analytique 2** », elle peut être utilisée pour étudier les vieillissements des véhicules électriques fonctionnant à un SoC moyen similaire à celui des données CROME. Comme nous avons trois plages de température, nous pouvons de plus étendre le domaine de validité de ce paramètre de -4°C à 40°C. Malgré le nombre plus élevé de paramètres pour la simulation que la méthode précédente, le calcul à réaliser reste assez simple puisque pour le vieillissement calendaire il ne faut identifier que les plages de température à considérer et utiliser les coefficients du vieillissement calendaire associés.

Le domaine de validité de la « **Méthode expérimentale 1** » est identique à celui de la « **Méthode analytique 2** ». Nous améliorons, ici, la qualité de la simulation en rajoutant un degré de complexité pour les calculs comme nous avons maintenant un modèle du vieillissement calendaire en fonction de la température (plus précis qu'en considérant seulement des plages de température).

Pour la « **Méthode expérimentale 2** », le domaine de validité est assez étendu, comme nous rajoutons à notre modèle calendaire le facteur SoC. Nous améliorons, ainsi, encore plus la qualité de la simulation.

Tableau 3.7. Comparaison des méthodes utilisées : domaines de validité, points forts / points faibles

Méthode utilisée pour le calendaire	**Méthode analytique 1 : 1T / 1SoC**	**Méthode analytique 2 : 3T / 1SoC**	**Méthode expérimentale 1 : modèle simplifié**	**Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring**
SoC	SoC moyen = SoC moyen CROME	SoC moyen = SoC moyen CROME	SoC moyen = SoC moyen CROME	[50%; 100%]
Température	Température moyenne = Température moyenne CROME	[-4°C ; 40°C]	[-4°C ; 40°C]	[-4°C ; 40°C]
Qualité résultat	★★★½☆	★★★★☆	★★★★½	★★★★½
Remarques	Pas besoin d'informations concernant le calendaire excepté sa durée	Nécessité de connaitre la plage de température	Nécessité de connaitre la température de chaque période de repos	Nécessité de connaitre le SoC et la température de chaque période de repos

3.5 Conclusion sur l'étude de l'influence des modes d'usage des véhicules sur le vieillissement

Dans ce chapitre, nous avons décrit la méthodologie utilisée pour identifier les facteurs d'accélération des vieillissements calendaires et des cyclages. Nous avons alors considéré que la perte de capacité enregistrée pendant une durée donnée est la somme de celle provoquée par les conditions de stockage des batteries et celles produites par les modes de fonctionnement (roulage ou charge).

Nous avons, en premier lieu, identifié la part du vieillissement calendaire par différentes méthodes. Puis, nous avons déduit les facteurs d'accélération du vieillissement de chacun des modes de fonctionnement (classes définies dans le chapitre 2).

En fonction de la méthode utilisée pour l'identification du calendaire, nous avons eu des résultats (facteurs d'accélération de vieillissement) plus ou moins similaires. Nous avons alors réalisé des essais de vieillissement accélérés permettant de vérifier et valider ces résultats.

Ensuite, nous avons créé un simulateur permettant d'estimer la perte de capacité en fonction des conditions de stockage et du profil d'usage.

Enfin, nous avons comparé les résultats des simulations avec des essais expérimentaux et nous avons trouvé que notre méthodologie permet de bien estimer l'influence des modes de fonctionnement et des conditions de stockage sur le vieillissement des batteries.

Dans le chapitre suivant, nous décrivons comment nous avons utilisé ce simulateur pour imaginer des scénarios d'usage et identifier leurs impacts sur la durée de vie des batteries.

CHAPITRE 4

4 Estimation de la durée de vie en fonction d'usage

4.1 Scénarios réels 110
4.1.1 Construction d'un profil synthétique des données CROME à partir des modes d'usage identifiés 110
4.1.1.1 Répartition des modes de fonctionnement 110
4.1.1.2 Matrice de transition 112
4.1.1.3 Etude de l'état de charge dans les données CROME 112
4.1.1.4 Etude de la température des données CROME 113
4.1.1.5 Caractéristiques du profil représentatif construit : le profil_CROME 114
4.1.2 Construction du profil WLTC avec charges 115
4.1.2.1 Présentation du profil WLTC 115
4.1.2.2 Identification du profil de puissance avec VEHLIB 117
4.1.2.3 Caractéristiques du Profil_WLTC_avec_charges 119
4.1.3 Etude expérimentale du vieillissement des batteries suivant les deux profils 120
4.1.3.1 Présentation des protocoles d'essais 120
4.1.3.1.1 Caractérisation 121
4.1.3.1.2 Test spécifique 121
4.1.3.2 Présentation des résultats des essais expérimentaux 122
4.2 Variation des conditions et des modes d'usage et influence sur le vieillissement des batteries 123
4.2.1 Etude de l'influence de la périodicité de la recharge et de l'heure de celle-ci sur le vieillissement des batteries 123
4.2.1.1 Influence de la périodicité de la recharge sur le vieillissement des batteries 123
4.2.1.2 Influence de l'heure de début de recharge sur le vieillissement des batteries 126
4.2.1.3 Etude comparative des stratégies de recharge sur le vieillissement des batteries 128
4.2.2 Etude de la durée de vie des batteries suivant le mode d'usage 128
4.2.3 Scénario V2H et influence sur le vieillissement des batteries 130
4.3 Conclusion sur l'estimation de la durée de vie en fonction des scénarios d'usage des VE 134

Dans le chapitre précèdent, nous avons présenté les étapes suivies pour réaliser un simulateur de vieillissement des batteries. Ce dernier estime la durée de vie des batteries en fonction des conditions et des modes d'usage du véhicule. Ce chapitre présente et compare les résultats obtenus suivant plusieurs scénarios d'usage. En premier lieu, la méthodologie suivie pour concevoir, mettre en place et étudier le vieillissement des batteries avec un scénario d'usage proche de la réalité et celui issu du profil normalisé WLTC (Worldwide harmonized Light duty driving Test Cycle) est exposée. Ensuite, une étude de l'influence de la recharge sur le vieillissement, en variant sa périodicité et son heure de début, est menée. Finalement, après l'étude de l'évolution de la capacité en fonction du type d'usage, une analyse de l'influence des usages de type V2H (Vehicle-to-Home) sur le vieillissement des batteries est présentée.

4.1 Scénarios réels

Dans cette partie, nous décrivons la méthodologie suivie pour construire d'une part, un profil synthétique d'usage suivant les données CROME et d'autre part un usage des VE basé sur un profil WLTC. Nous présentons ensuite les résultats d'essais expérimentaux réalisés pour étudier et comparer les vieillissements des batteries suivant ces deux profils.

4.1.1 Construction d'un profil synthétique des données CROME à partir des modes d'usage identifiés

Ce profil synthétique est composé d'une succession de modes d'usage déterminés au chapitre 2 (cf. § 2.4) et doit être représentatif de l'ensemble des données enregistrées dans le projet CROME. Pour atteindre cet objectif, il faut respecter plusieurs paramètres (qui peuvent influencer le vieillissement des batteries) tels que la distribution de la température, du SoC, la répartition des modes d'usages, etc. Dans les paragraphes suivants, nous présentons les démarches suivies pour prendre en compte ces différents paramètres.

4.1.1.1 Répartition des modes de fonctionnement

La classification des usages nous a permis d'obtenir 5 modes de fonctionnement dont 3 modes de roulage que nous avons appelés R_1, R_2 et R_3 (R_1 étant le roulage ayant la vitesse moyenne la plus faible et R_3 celui ayant la vitesse moyenne la plus élevée) ainsi que 2 modes de charges C_1 et C_2 (C_1 représente les charges les plus courtes en durée et en Ah par rapport à celles représentées par C_2).

Pour étudier la répartition des modes de fonctionnement obtenue, une première analyse des résultats de la classification a montré que la plupart des roulages sont de type R_1. Ils représente environ 45% de l'ensemble des usages (roulages + charges).

La Figure 4.1 représente la distribution des différents usages CROME

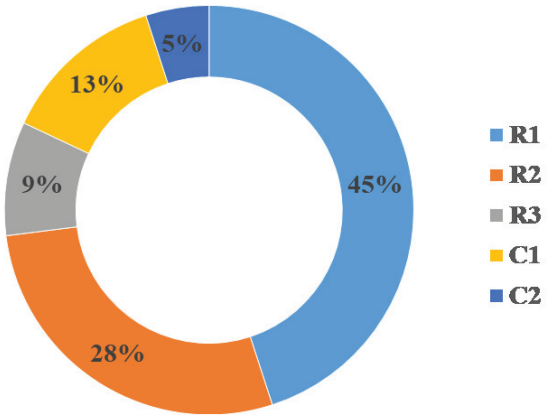


Figure 4.1 : Distribution des modes de fonctionnement

Dans le but de réaliser un profil représentatif de l'ensemble des usages enregistrés dans le projet CROME, que nous appellerons dans la suite profil_CROME, nous avons pris en considération le pourcentage de chacun des modes considérés.

Nous avons alors construit, compte tenu de la figure précédente, un profil composé de 82% de roulages et de 18% de charges. Il faut noter que nous considérons ici les nombres de modes et non pas leur durée. En effet, si le profil construit est composé de 100 usages, il doit comporter 45 usages de type R_1, 28 de type R_2, 9 de type R_3, 13 charges courtes (C_1) et 5 charges longues (C_2).

En ce qui concerne les durées des usages, elles se répartissent comme indiquée par la figure suivante :

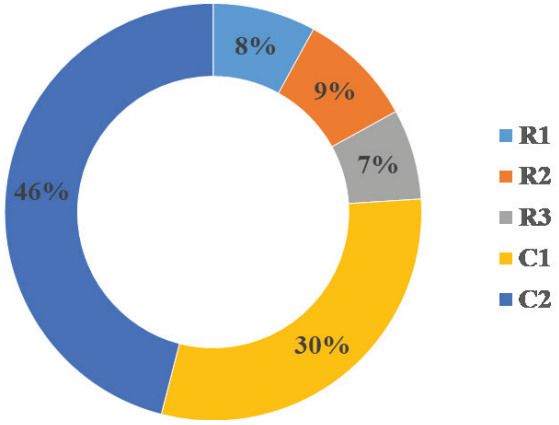


Figure 4.2 : Durées des modes de fonctionnement en fonction de la durée totale

Nous pouvons remarquer, d'après les deux figures précédentes, que bien que le nombre de charges ne dépasse pas les 20% des usages (13% pour C_1 et 5% pour C_2), elles occupent néanmoins plus de 75% (30% pour C_1 et 46% pour C_2) de la durée totale de la sollicitation des batteries. Il faut aussi noter que bien que 45% des usages sont de type R_1, ces derniers n'occupent que 8% de la durée totale des sollicitations.

Lors de la construction du profil_CROME, nous avons porté une attention particulière aux nombres et aux durées des usages compte tenu de leur forte influence sur le vieillissement des batteries (cf. Tableau 3.4). Il est aussi possible que la succession des modes de fonctionnement ait une influence

sur le vieillissement. Pour cette raison, nous avons considéré ce paramètre pour notre profil_CROME. Ainsi, une matrice de transition similaire doit être prise en compte pour les données enregistrées et notre profil_CROME.

4.1.1.2 Matrice de transition

La construction d'un profil synthétique ne peut pas se baser seulement sur le nombre des usages, il faut aussi prendre en compte la probabilité de passage d'un mode à l'autre tout en assurant un fonctionnement normal, c'est-à-dire en respectant les limites de tension définies par les constructeurs. Par exemple, si nous avons, à un instant donné n, un SoC extrêmement bas (proche de 0%), le mode de fonctionnement à l'instant n+1 doit être restrictivement une charge (C_1 ou C_2) car un roulage diminuerait la tension en dessous de sa valeur limite inférieure.

Le Tableau 4.1 est une représentation de la matrice de transition [147] d'un état à l'autre ou d'un mode d'usage à un autre. Ce tableau se lit de la façon suivante : les titres des lignes représentent les modes de fonctionnement à l'instant n les titres des colonnes représentent les modes de fonctionnement à l'instant n+1. Chaque cellule (ligne i ; colonne j) représente la probabilité de passage du mode i au mode j (la somme de chaque ligne est égale à 100%).

Par exemple, pour la cellule (1 ; 4) (1ère ligne ; 4ème colonne), si à l'instant n nous avons un mode de fonctionnement R_1 les chances d'avoir un mode C_1 à l'instant n+1 est alors de 10,4%. Pour la cellule (5 ; 3), nous avons 30,6% de chance d'avoir un roulage R_3 succédant une charge longue (C_2).

Tableau 4.1. Matrice de transition d'un mode d'usage à un autre pour les données CROME

De \ À	**R_1**	**R_2**	**R_3**	**C_1**	**C_2**
R_1	60,6%	19,4%	5,2%	10,4%	4,3%
R_2	29,4%	39,7%	5,6%	17,5%	7,8%
R_3	19,8%	22,4%	15,6%	20,9%	21,3%
C_1	38,7%	34,4%	15,1%	9,2%	2,7%
C_2	36,3%	28,3%	30,6%	4,2%	0,6%

Cette matrice de transition peut aussi donner une idée sur la façon avec laquelle les usagers utilisent et chargent leurs batteries. Ainsi, nous pouvons remarquer qu'après un roulage R_2 ou R_3 la probabilité de charger la batterie est beaucoup plus importante que celle après un roulage de type R_1.

Lors de la construction du profil_CROME, cette matrice doit être le plus possible respectée pour que ce dernier soit bien représentatif des données CROME, tout en ne violant pas les contraintes sur les tensions limites.

4.1.1.3 Etude de l'état de charge dans les données CROME

Comme évoqué dans le premier chapitre, la température et le SoC sont deux facteurs très influents sur le vieillissement des batteries. Nous avons alors porté une attention particulière pour respecter la distribution des SoC et de la température dans la construction de notre profil_CROME.

En étudiant les dispersions des niveaux de SoC des usages enregistrés, nous avons constaté que l'état de charge de ces batteries est dans plus de 60% des cas supérieur à 70%, avec un SoC moyen de l'ensemble des usages envoisinant les 80%.

La figure suivante représente la distribution des niveaux des SoC pour tous les usages. Nous pouvons remarquer que les batteries sont plutôt sollicitées à SoC élevé.

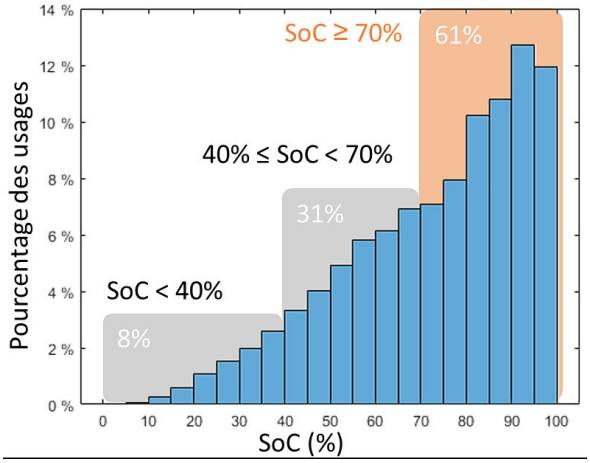


Figure 4.3 : Pourcentage des usages en fonction du SoC

4.1.1.4 Etude de la température des données CROME

Il faut noter ici que les VE étudiés ont été utilisés dans la même zone géographique (frontière franco-allemande dans la région d'Alsace en France et la région de Bade-Wurtemberg en Allemagne). Ils ont été par conséquent tous confrontés à des plages de température similaires.

L'étude de la distribution de la température a montré que la température enregistrée pendant l'utilisation des véhicules durant le projet CROME est dans plus de 80% des cas comprise entre 3°C et 25°C avec une concentration des usages aux alentours de 5°C et de 20°C, ceci pouvant être expliqué par le changement de saison.

La Figure 4.4 qui représente la distribution des roulages en fonction des températures, permet de bien visualiser cette distribution avec l'influence des saisons. Les barres en gris en arrière-plan représente la distribution des usages pour toute l'année, alors que celles en bleus correspondent aux usages entre octobre et mars (saisons plus froides) et celles en orange aux usages entre avril et septembre (saisons plus chaudes).

Notre profil_CROME doit donc prendre en considération cette variation de la température.

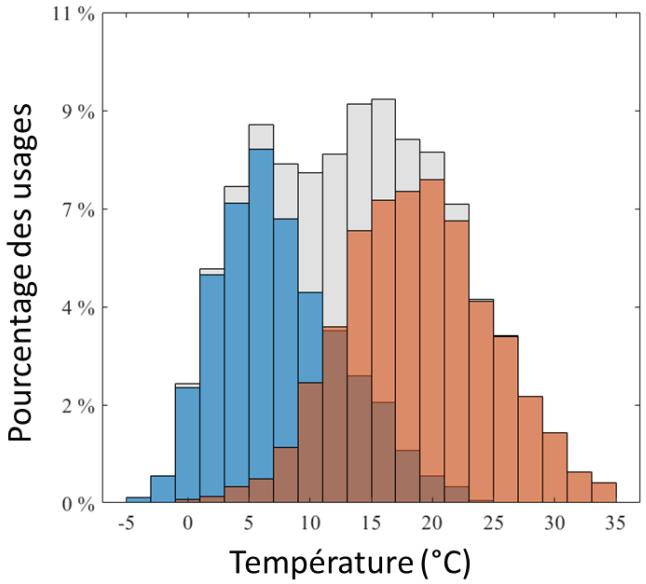


Figure 4.4 : Distribution des usages enregistrés en fonction des plage de température ambiante pour le projet CROME

4.1.1.5 Caractéristiques du profil représentatif construit : le profil_CROME

Lors de la construction du profil représentatif des données CROME, il faut à la fois respecter le plus possible les conditions citées précédemment (répartition des modes de fonctionnement, de la matrice de transition, le SoC moyen, la distribution des SoC et de la température) mais aussi avoir un profil réalisable avec les moyens d'essais disponibles (il faut ainsi que le nombre d'usage ne soit pas trop important).

Nous avons choisi alors de réaliser un profil composé de 100 usages. Ce profil sera répété cycliquement tout au long de l'essai de vieillissement. Les caractéristiques du profil résultant sont très similaires à celles des données réelles du projet CROME. La distribution des usages et la matrice de transition pour ce nouveau profil sont représentées respectivement par la Figure 4.5 et le Tableau 4.2.

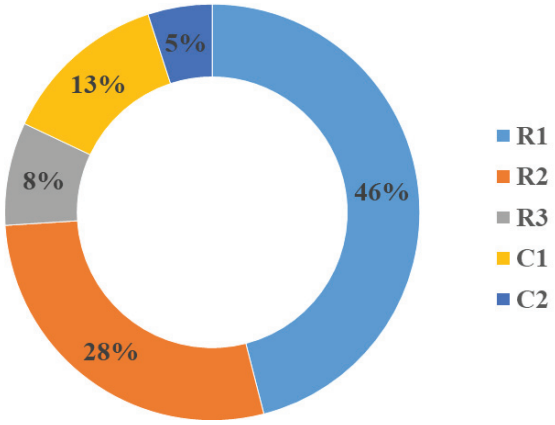


Figure 4.5 : Distribution des usages pour le profil_CROME

Tableau 4.2. Matrice de transition d'un mode d'usage à un autre pour le profil_CROME

De \ À	R_1	R_2	R_3	C_1	C_2
R_1	59%	22%	4%	11%	4%
R_2	32%	43%	7%	18%	0%
R_3	25%	13%	0%	38%	25%
C_1	38%	31%	23%	8%	0%
C_2	50%	25%	25%	0%	0%

La Figure 4.6 donne une représentation simplifiée (chaque point représentant l'état de charge à l'issue d'un mode d'usage utilisé) de la variation du SoC en fonction du temps pour le profil_CROME et une batterie neuve de 50Ah.

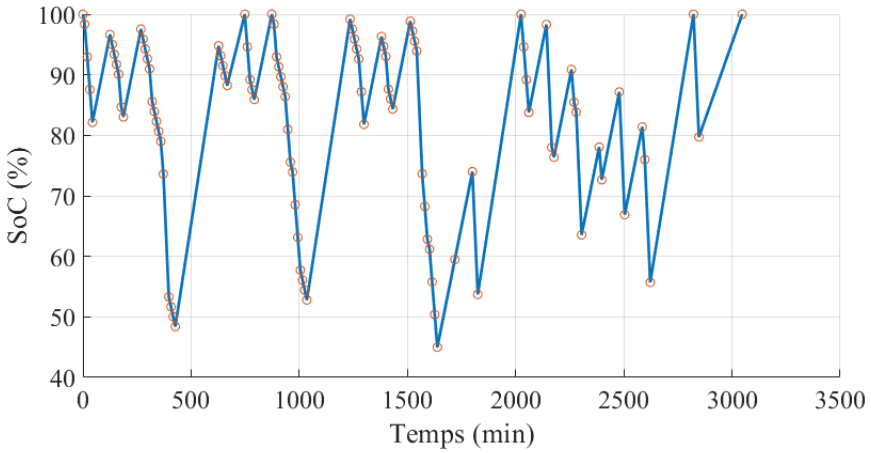


Figure 4.6 : Représentation simplifié de la variation du SoC pour le profil_CROME

Après la construction de ce profil, nous avons étudié et comparé son influence sur le vieillissement de la batterie par rapport à un usage basé sur des cycles WLTC. Avant d'aborder le protocole des essais réalisés, nous décrivons dans la partie suivante la démarche suivie pour adapter le profil WLTC et le rendre comparable à notre profil_CROME.

4.1.2 Construction du profil WLTC avec charges

4.1.2.1 Présentation du profil WLTC

Le cycle WLTC (World-wide harmonized Light duty Test Cycle) est un profil de conduite des véhicules conçu dans le but d'harmoniser la procédure de test des véhicules légers dans différentes régions du monde. Ce cycle permet ainsi d'avoir des mesures d'émissions de polluants et de CO_2 ainsi que des valeurs de consommation de carburant comparables dans le monde entier [20].

Ce profil a remplacé en 2018 le cycle NEDC (New European Driving Cycle qui a été conçu pendant les années 80) qui est devenu, en raison de l'évolution de la technologie et des conditions de conduite, obsolète. De plus, le NEDC a été déterminé sur la base d'un profil de conduite théorique, alors que le WLTC a été développé à l'aide de données de conduite réelles, recueillies dans le monde entier

sur plus de 440 véhicules. Le WLTC représente ainsi mieux les profils de conduite des usagers que le NEDC.

La Figure 4.7 représente un comparatif entre les deux profils de vitesse NEDC et WLTC.

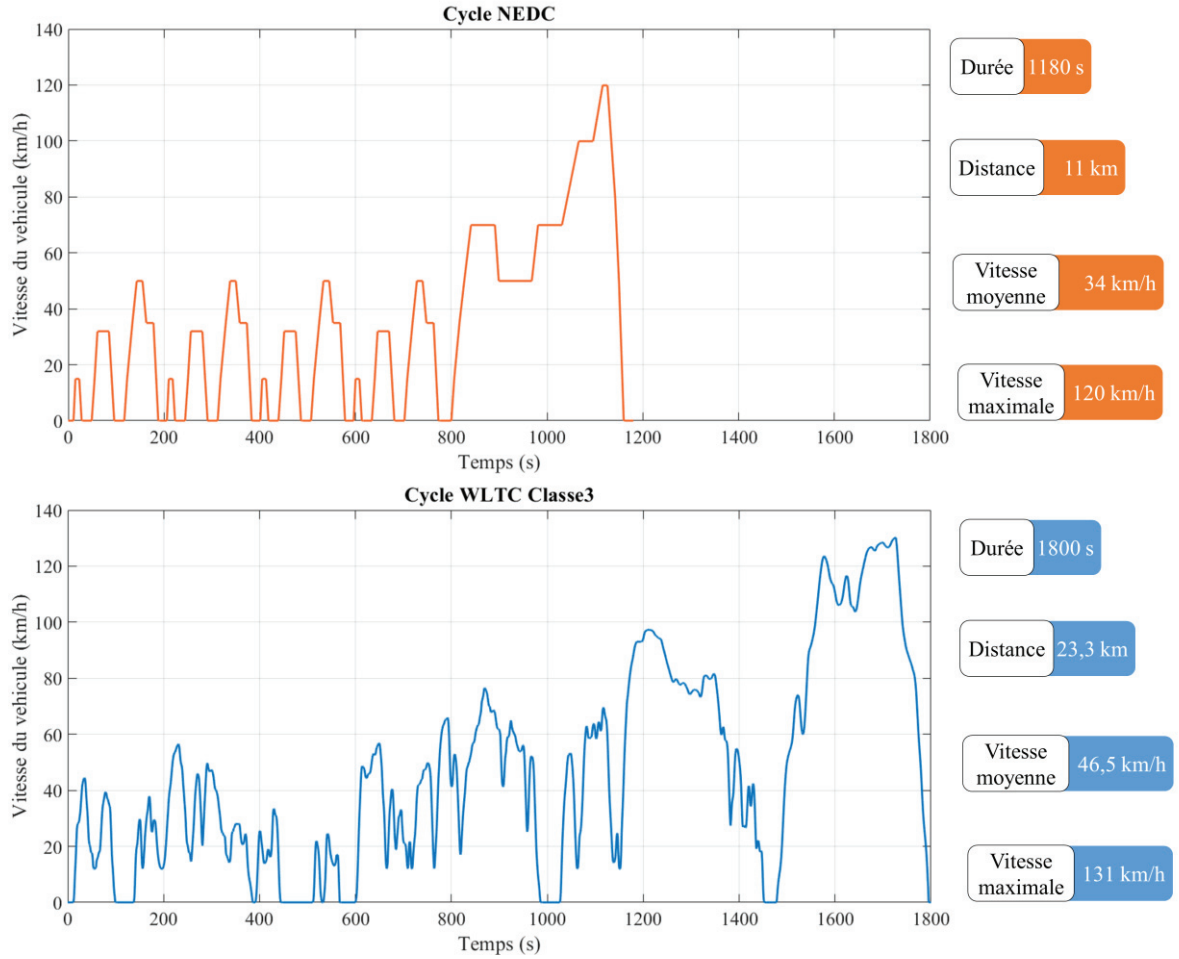


Figure 4.7 : Comparaison entre les profils NEDC et WLTC

Il existe en réalité 3 variétés du profil WLTC en fonction de la puissance massique (PMR – power to mass ratio) des véhicules considérés :

Classe 1 - véhicules à faible puissance avec PMR ≤ 22 W/kg

Classe 2 - véhicules avec 22 W/kg < PMR ≤ 34 W/kg

Classe 3 - véhicules à puissance élevée avec PMR > 34 W/kg

Pour pouvoir comparer le profil WLTC avec le profil_CROME, nous avons utilisé le profil classe 3 puisque les véhicules étudiés (Citroën C0) sont équipés des moteurs d'une puissance de 49 kW et ont une masse à vide d'environ 1100 kg, ce qui correspond à une puissance massique Pm supérieure à 40 W/kg.

4.1.2.2 Identification du profil de puissance avec VEHLIB

Il faut noter que le WLTC est un cycle de conduite qui a comme paramètres principaux la vitesse et l'accélération. Comme nous nous intéressons au vieillissement des batteries, nous devons par conséquent étudier la sollicitation sur les batteries correspondantes lors de cet usage.

Pour arriver à cet objectif, nous avons utilisé le logiciel VEHLIB [148]–[150] (Librairie Matlab / Simulink développée par l'IFSTTAR–Univ EIFFEL pour simuler le comportement des véhicules). VEHLIB est un logiciel de simulation dynamique et direct pour une gestion de l'énergie en ligne pouvant être implémentée en temps réel. Les modèles associés et les hypothèses de calculs permettent une évaluation énergétique assez fine du véhicule et de la loi de gestion associée.

Le modèle de VE simulé à l'aide du logiciel VEHLIB est donné par la Figure 4.8.

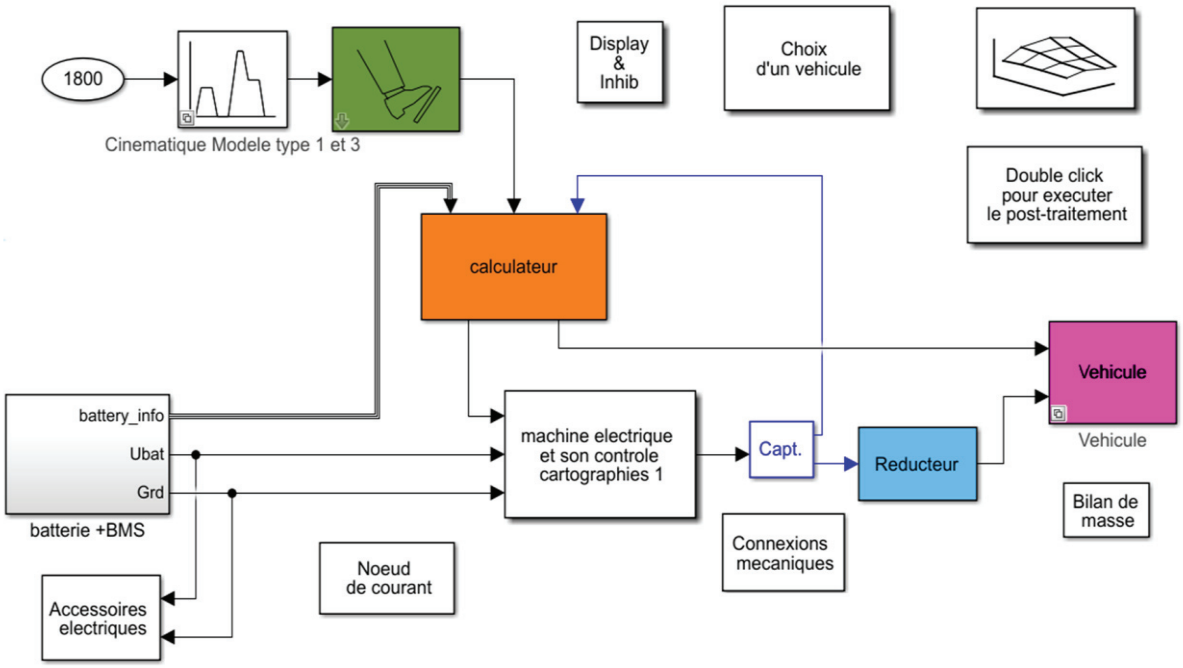


Figure 4.8 : Représentation du modèle du véhicule étudié (Citroën C0) sous VEHLIB

L'approche utilisée pour la modélisation des véhicules consiste à considérer le véhicule étudié comme une association de différents sous-systèmes. Chaque sous-système représente un composant de base. VEHLIB permet alors de reproduire le comportement de chaque composant seul ainsi que le véhicule en tant que système complet [151].

Le logiciel VEHLIB peut nous permettre d'accéder à plusieurs paramètres du véhicule étudié et de voir les conditions de fonctionnement des composants du véhicule en fonction de la mission effectuée. Dans notre cas, l'objectif et d'identifier la puissance fournie par les batteries pour un profil de vitesse WLTC.

Les résultats des calculs réalisés par le simulateur sont donnés sur la Figure 4.9. La Figure 4.9 (a) représente le profil de vitesse à suivre, la Figure 4.9 (b) l'accélération du véhicule pour un usage WLTC et la Figure 4.9 (c) le profil de puissance électrique fournie par une seule cellule du pack batterie (la

batterie de la Citroën C0 étant composée de 88 cellules). Nous appellerons dans la suite ce dernier profil de puissance WLTC_power_batt.

Pour un usage de type WLTC, le véhicule consomme environ 3 kWh, c'est à dire que chacune des 88 cellules de la batterie fournie approximativement 35 Wh. La puissance moyenne fournie par une cellule est de 70 W. Sur la Figure 4.9 (c) les valeurs de puissance positives indiquent que la batterie est en décharge (c'est-à-dire que le véhicule consomme de l'énergie). La puissance de décharge maximale est de 470 W environ. Les valeurs négatives représentent les phases de récupération d'énergie (lors des phases de freinage du véhicule). La puissance de récupération maximale est d'environ 240 W.

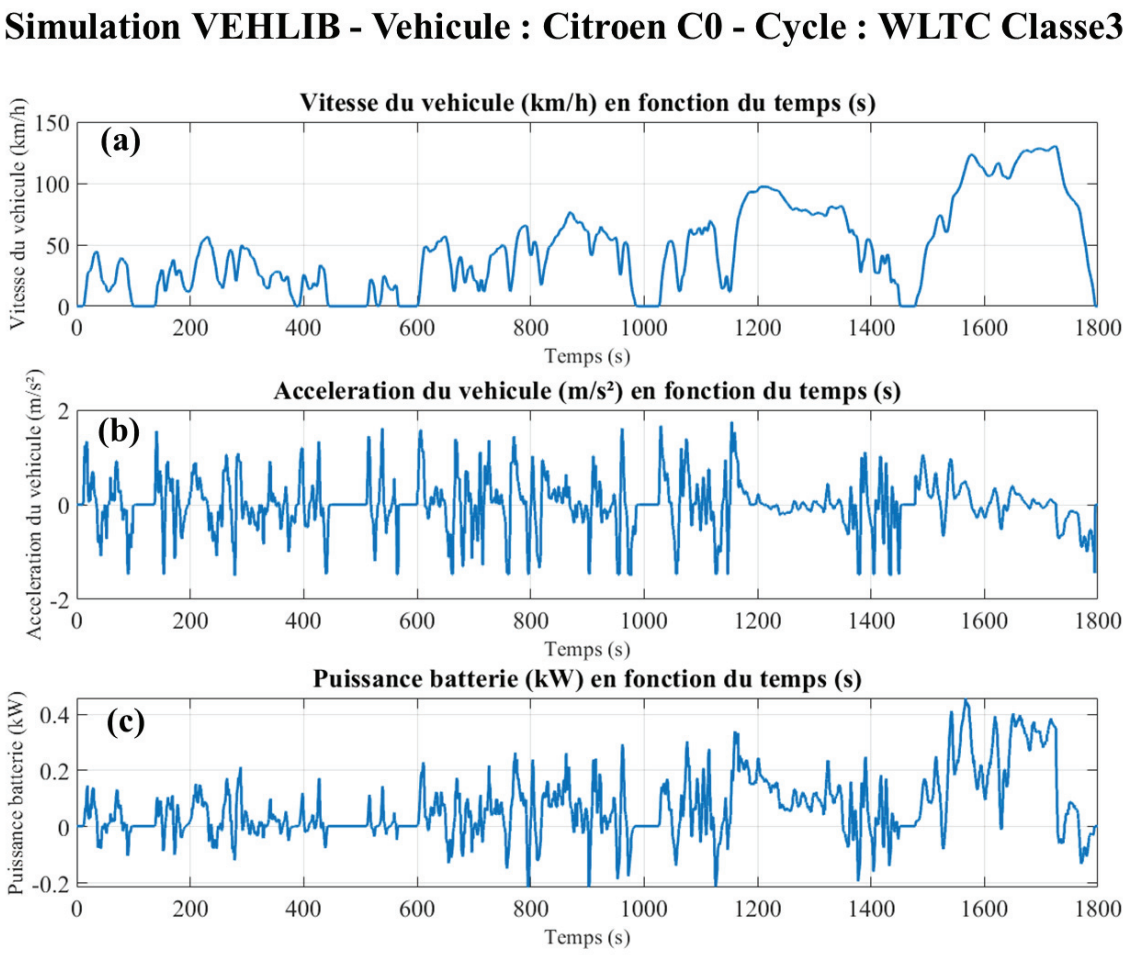


Figure 4.9 : Simulation du profil WLTC classe 3 pour un véhicule Citroën C0 en utilisant VEHLIB (a) profil de vitesse à suivre (b) accélération du véhicule (c) profil de puissance fournie par une cellule de la batterie

Grâce à cet outil de simulation, nous avons obtenu notre profil de puissance sur les batteries correspondant à un usage WLTC. Néanmoins, comme les batteries des véhicules électriques sont confrontées à deux types d'utilisation (véhicule en roulage et en recharge) et comme le WLTC ne représente que le cycle de conduite, il faut alors ajouter séparément des phases de recharge des batteries pour obtenir un profil d'usage comparable avec le profil_CROME.

4.1.2.3 Caractéristiques du Profil_WLTC_avec_charges

Ce nouveau profil d'usage (basé sur le cycle WLTC), que nous appellerons par la suite Profil_WLTC_avec_charges, est constitué de plusieurs phases de conduites (profils de puissance WLTC_power_batt) et plusieurs charges courtes et longues (C_1 et C_2). Nous avons utilisé les mêmes types de charges et les mêmes fréquences de recharges que ceux utilisés pour le profil_CROME tout en respectant une distribution du niveau du SoC et un SoC moyen similaire au profil_CROME.

Le Profil_WLTC_avec_charges est constitué comme le montre la Figure 4.10. Sur cette figure, nous représentons aussi le niveau du SoC après chaque étape. Nous rappelons que pour le WLTC_power_batt chaque cellule de batterie fournie environ 35 Wh. Par conséquent, pour ce profil d'usage, afin de respecter les niveaux de SoC présentés par la Figure 4.10, les recharges courtes C_1 et les recharges longues C_2 de la batterie absorbent approximativement et respectivement 35 Wh et 100 Wh. Ces valeurs correspondent à environ 17% et 50% de SOC de la cellule testée.

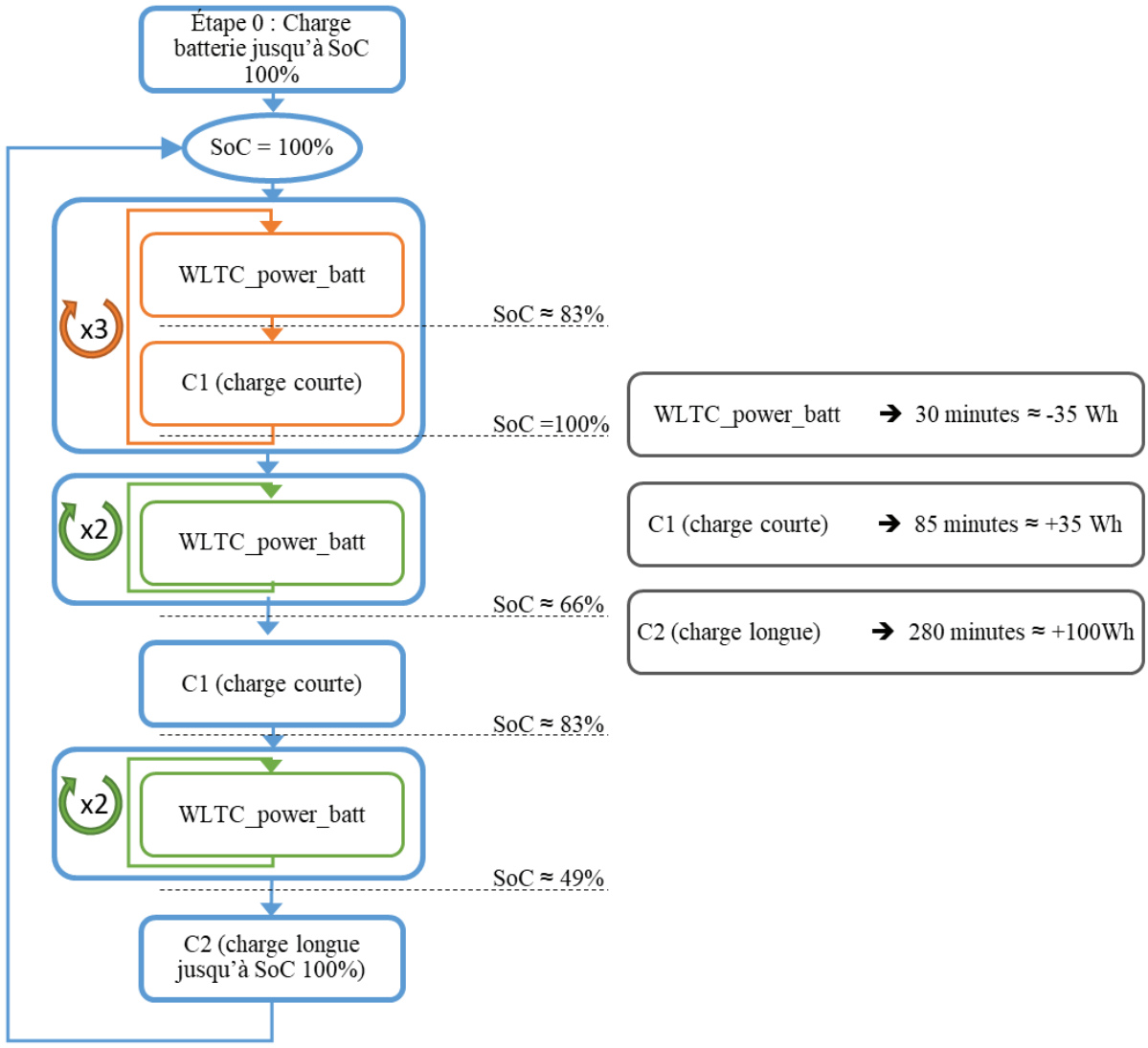


Figure 4.10 : Constitution du Profil_WLTC_avec_charges »

4.1.3 Etude expérimentale du vieillissement des batteries suivant les deux profils

4.1.3.1 Présentation des protocoles d'essais

Dans cette partie, nous évoquons les batteries testées, les conditions d'essais et les équipements utilisés.

Pour réaliser cette étude comparative entre le profil constitué profil_CROME et le Profil_WLTC_avec_charges, nous avons utilisé des batteries LMO de 50 Ah et de tension nominale de 3,7 V (batteries similaires à celles qui équipent les VE étudiés).

Nous avons appliqué les profils d'usage sur des modules composés de quelques cellules montées en séries. En fait, pour le Profil_WLTC_avec_charges, nous avons réalisé des vieillissements sur un module composé de 3 cellules. Par contre, à cause des limitations liées aux bancs d'essais disponibles (limites de tension ne permettant pas de mettre 3 cellules en série), nous avons testé, pour le profil_CROME, 2 modules de 2 cellules en série.

Pour le module en vieillissement suivant le Profil_WLTC_avec_charges, nous avons utilisé un banc de cyclage de la marque ARBIN capable de débiter un courant maximal de 500 A sous 30 V (cf. Figure 4.11 (c)). Pour les essais suivant le profil_CROME, nous avons utilisé un autre banc de cyclage de la marque ARBIN possédant 2 voies avec un courant maximale de 200 A et une tension maximale de 10 V (cf. Figure 4.11 (b)).

Nous avons fait vieillir ces cellules pendant plus de 8 mois. Durant cette période, nous avons alterné des phases de cyclage (1 mois environ) et des phases de caractérisation de 3 jours.

Pour recréer l'effet des saisons observés lors de la génération du profil CROME (cf § 4.1.1.4), nous avons alterné les températures des essais entre 5°C et 20°C. Pour pouvoir contrôler la température des essais, les cellules ont été placées dans une enceinte climatique Vötsch de 110 L (cf. Figure 4.11 (a)).

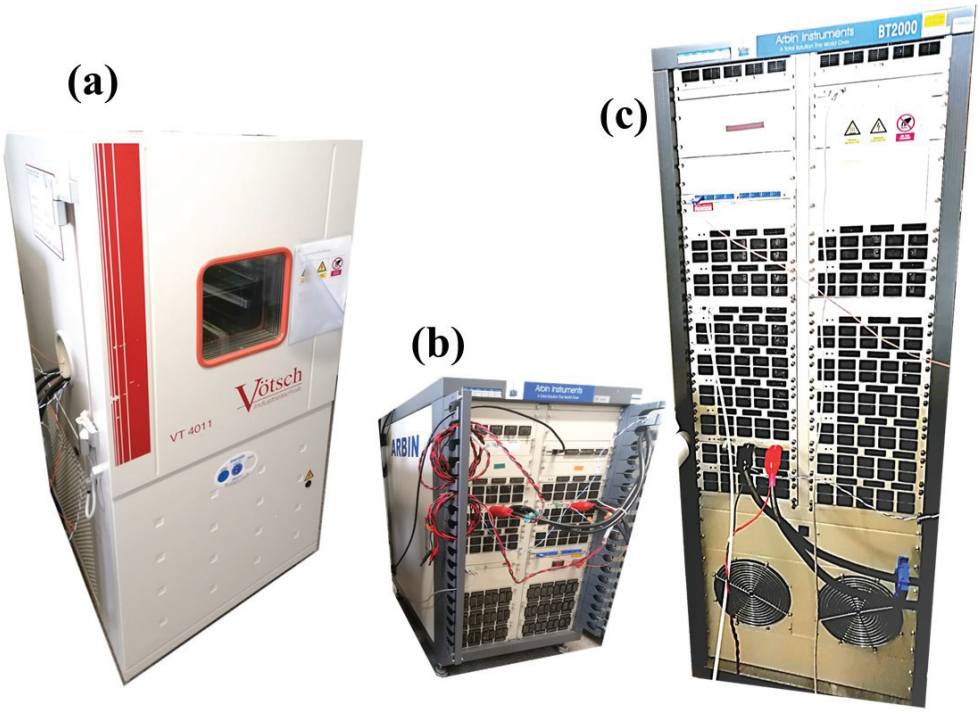


Figure 4.11 : Equipements utlisés : (a) enceinte climatique (Vötsch VT 4011 (b) banc de cyclage ARBIN 2 voies (200 A - 10 V), (c) banc de cyclage ARBIN 1 voie (500 A - 30 V),

Les essais de vieillissement se déroulent de la façon suivante : les cellules sont caractérisées initialement avant la mise en cyclage ; puis après un mois de cyclage à une température constante de 20°C, les batteries sont de nouveaux caractérisées avant un nouveau cyclage à 5°C ; ensuite, les températures des cyclages sont alternées chaque mois, soit après chaque caractérisation, jusqu'à la fin des 8 mois d'essais. Le déroulement de ces essais de vieillissement est similaire à celui présenté dans le paragraphe 3.4.1 et à la Figure 3.8

4.1.3.1.1 Caractérisation

Les essais de caractérisation visent à étudier l'évolution des performances des batteries.

Le protocole de caractérisation des cellules mise en place est identique à celui présenté dans le paragraphe 3.2.2.1. Nous rappelons ici les principales caractéristiques de ces caractérisations.

Chaque caractérisation est constituée d'une mesure de la capacité à un faible courant 7.5 A (nous avons choisi le même courant de charge des batteries que dans les conditions d'usage réel) et une mesure de la résistance à 1 kHz en réalisant une spectroscopie d'impédance.

Toutes les caractérisations sont réalisées dans une enceinte climatique à 25°C. Ces mesures ont été réalisés à l'aide des bancs Biologic (banc VSP avec des boosters de 20A).

4.1.3.1.2 Test spécifique

Nous avons mentionné plus haut que nous avons préparé un module de 3 cellules pour le Profil_WLTC_avec_charges et 2 modules de 2 cellules pour le profil_CROME

Pour un des modules testés sous le profil CROME, nous avons réduit de 1/3 les puissances de décharge. Nous avons alors l'image d'une conduite moins sportive avec des accélérations plus douce que le profil original. Nous appellerons ce profil dans la suite profil_CROME_pr (pr : fait référence à la puissance réduite). Il faut préciser que la diminution du courant de décharge pour ce module (pas de modification des durées des décharges et pas de modification des recharges) entraine une diminution des Ah par cycle par rapport à l'autre module testé sous le profil CROME.

4.1.3.2 Présentation des résultats des essais expérimentaux

La Figure 4.12 présente les résultats de vieillissement des trois profils précédemment définis. Elle représente l'évolution de la capacité (calculée lors de la caractérisation) en fonction des ampères-heures échangés pendant le cyclage.

Pour chaque profil, nous avons testé 2 ou 3 cellules. Les barres indiquent donc les mesures les plus grandes et les plus faibles et les courbes les valeurs moyenne obtenues.

La courbe en bleu présente les résultats du vieillissement obtenu avec un cyclage suivant le Profil_WLTC_avec_charges. Les courbes en orange et en jaune présentent respectivement les résultats de vieillissement pour le profil_CROME et le profil_CROME_pr.

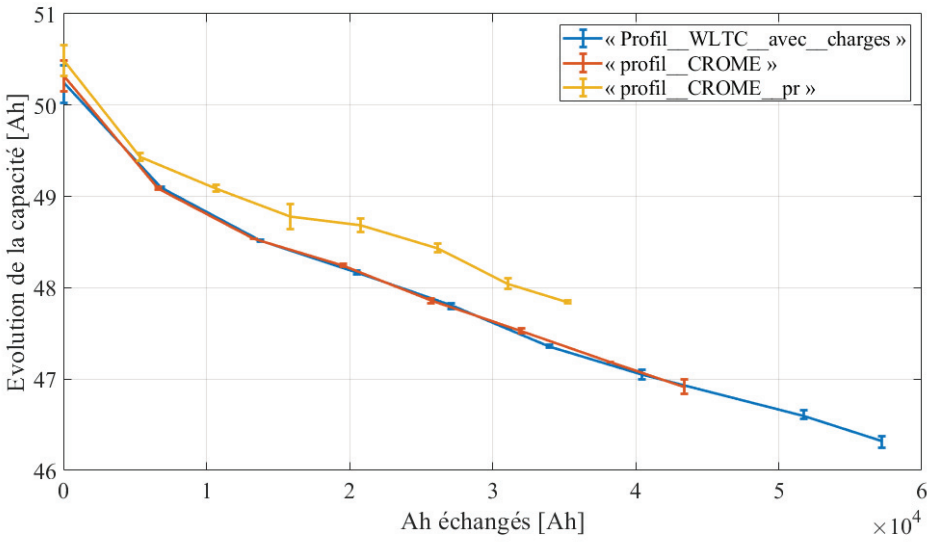


Figure 4.12 : Vieillissement des batteries suivant le profil testé.

Le principal résultat obtenu est que le profil synthétique basé sur les données CROME (profil_CROME) et le profil basé sur le cycle WLTC (Profil_WLTC_avec_charges) engendrent le même vieillissement. Cela prouve la validité de l'approche WLTC pour les études sur les véhicules électriques.

En conséquence, nos travaux valident l'utilisation du profil WLTC pour des essais de vieillissement. Cela entérine par exemple la méthode de De Hoog et al [145] qui ont étudié le vieillissement des cellules NMC dans les applications automobiles en appliquant des profils WLTC.

Il faut aussi noter que nos résultats prouvent, en observant la similitude du vieillissement entre le Profil_WLTC_avec_charges avec le profil_CROME, l'intérêt d'ajuster soigneusement les phases de recharge lors de la construction des profils des tests.

Enfin, la comparaison des résultats du profil_CROME et du profil_CROME_pr montre l'impact du niveau de puissance de décharge, ce qui illustre l'influence du type de conduite sur le vieillissement. Un style de conduite souple, associé à une réduction de la puissance, induit une durée de vie plus longue des batteries.

4.2 Variation des conditions et des modes d'usage et influence sur le vieillissement des batteries

Dans cette partie, nous illustrons l'intérêt de notre simulateur, présenté dans le chapitre 3, pour étudier la durée de vie des batteries en variant les conditions et types d'usage. Nous étudions en premier lieu l'influence de la périodicité de la recharge, puis nous présentons les résultats d'étude du vieillissement des batteries suivant l'heure de la recharge. Ces deux études sont ultérieurement comparées avec d'autres travaux de recherche.

Ensuite, nous étudions la durée de vie des batteries suivant le mode d'usage avant de conclure par une estimation de la durée de vie des batteries pour un fonctionnement de type V2H pour un véhicule connecté à une maison.

4.2.1 Etude de l'influence de la périodicité de la recharge et de l'heure de celle-ci sur le vieillissement des batteries

Plusieurs travaux de recherche ont été réalisés sur la gestion de la recharge et son influence sur la durée de vie des batteries [7], [152]–[154]. Ces études montrent que la variation de la périodicité de la recharge et le temps de la recharge (en début ou en fin de journée) ont une influence considérable sur le vieillissement des batteries. En effet, la fréquence de la recharge des batteries et leur périodicité peuvent modifier le SoC moyen de stockage et par conséquent faire varier le vieillissement calendaire.

Dans cette partie, nous étudions l'évolution de la perte de capacité en fonction des recharges appliquées et nous comparons nos résultats avec ceux d'autres études.

4.2.1.1 Influence de la périodicité de la recharge sur le vieillissement des batteries

Pour étudier l'influence de la périodicité de la recharge sur le vieillissement, nous avons imaginé 4 scénarios de recharge différents en gardant les mêmes types d'utilisation de la voiture.

Pour ces quatre scénarios, nous avons un véhicule utilisé en roulage deux fois par jour pour simuler un trajet aller-retour (aller à 08h00, retour à 17h30). Ces trajets ont une durée de 25 minutes chacun et sont de type R_2. Rappelons que ce mode d'usage R_2 ressemble à un usage comportant des parties urbaines et extra-urbaines.

Le premier scénario consiste à ajouter à ces deux roulages quotidiens, une charge de type C_1 (charge courte). Cette recharge est effectuée tous les jours à la même heure (23h00). Nous appelons ce scénario SC_1Ch_1jour (signifiant une charge par jour).

Le deuxième scénario consiste à doubler la fréquence de la recharge par rapport au premier scénario. Ainsi le véhicule est rechargé deux fois par jours, toujours aux mêmes heures (13h00 et 23h00). La recharge est ici aussi de type C_1. Nous appelons ce scénario SC_2Ch_1jour (signifiant deux charges par jour).

Les scénarios 3 et 4 permettent d'étudier le vieillissement des batteries quand nous réduisons la fréquence de la recharge. Pour le scénario 3, la recharge du véhicule ne se fait que 1 fois chaque 48 heures. Nous appelons ce scénario SC_1Ch_2jours (signifiant une charge chaque 2 jours).

Pour le 4ème scénario, la recharge est réalisée chaque 3 jours. Nous appelons ce scénario SC_1Ch_3jours (signifiant une charge chaque 3 jours).

La durée de la recharge pour les différents scénarios dépend du SoC initial du véhicule au début de celle-ci. Il faut noter que pour tous les scénarios présentés dans ce paragraphe, après chaque recharge, les batteries des véhicules retrouvent de nouveau des SoC de 100%.

Une représentation de l'évolution des niveau du SoC en fonction du temps est donnée sur la Figure 4.13. Les Figure 4.13 (a), (b), (c) et (d) représentent respectivement les scénarios SC_1Ch_1jour, SC_2Ch_1jour, SC_1Ch_2jours et SC_1Ch_3jours.

Nous pouvons remarquer comme indiqué précédemment que la variation de la périodicité de la recharge modifie considérablement les niveaux des SoC moyens.

Pour étudier le vieillissement des batteries pour ces différents scénarios d'usages, nous avons utilisé le simulateur présenté dans le chapitre 3 (cf. Figure 3.4). Pour les facteurs d'accélération de vieillissement, nous avons utilisé les paramètres issus de la « Méthode expérimentale 2 : modèle d'Eyring » présentée dans le paragraphe 3.2.2.2.2 du chapitre 3. En ce qui concerne les variables d'entrées, c'est à dire le profil d'usage, sa durée et le SoC de stockage des batteries, elles sont données par le scénario appliqué. Par contre, pour la température, pour des raisons de simplification, nous l'avons fixé à 15°C.

Nous présentons sur la Figure 4.14 une estimation de la perte de la capacité des batteries pour chacun des scénarios présentés auparavant. La Figure 4.14 (a) représente la perte de capacité totale (vieillissement calendaire + vieillissement produit par les usages). La Figure 4.14 (b) indique la part du vieillissement calendaire et celui en cyclage (vieillissement produit par les usages : quand les véhicules sont en roulage ou en recharge).

Nous pouvons remarquer sur la Figure 4.14 que le vieillissement est majoritairement calendaire et que l'ordre de vieillissement calendaire et en cyclage des différents scénarios est inversé, c'est-à-dire, les scénarios ayant plus de calendaire ont un vieillissement en cyclage plus faible et vice-versa.

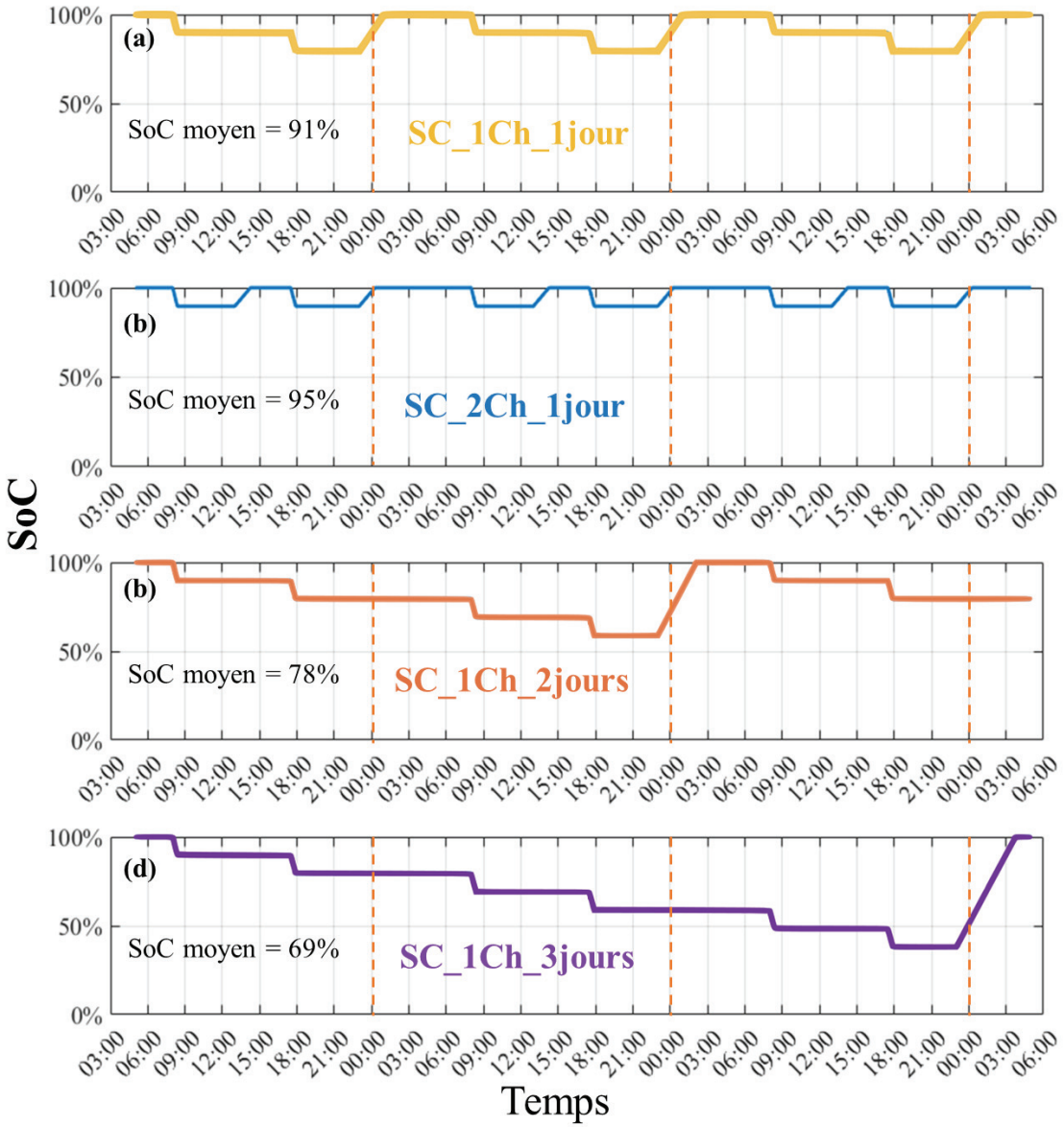


Figure 4.13 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage appliqué
(a) SC_1Ch_1jour, (b) SC_2Ch_1jour, (c) SC_1Ch_2jours et (a) SC_1Ch_3jours

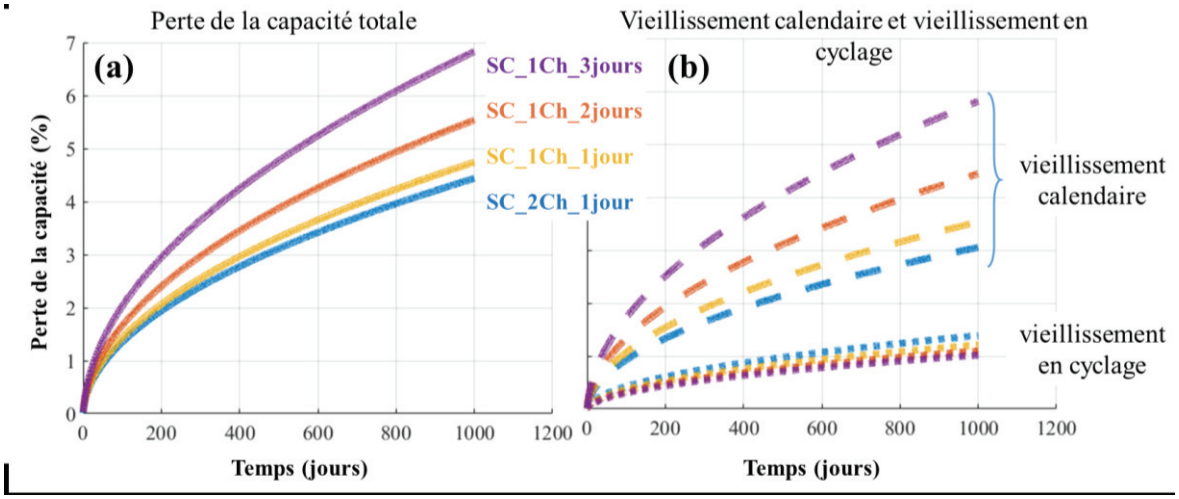


Figure 4.14 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués

Concernant les vieillissements en cyclage, bien que nous ayons les mêmes modes d'usage, il y a une légère différence de vieillissement pour les différents scénarios. Cette différence peut être expliquée par celle des durées des recharges (par contre les durées des roulages trajet aller-retour sont identiques pour tous les scénarios). En effet, recharger 6 fois la batterie entre un SoC de 90 % et 100 % est plus long que de la recharger une fois entre un SoC de 40 % et 100 %.

En ce qui concerne le vieillissement calendaire, comme la température de stockage est identique pour les différentes simulations, nous constatons que le SoC est alors le seul facteur responsable de cet écart de vieillissement. Pour notre chimie de batterie, le taux de dégradation est plus important pour les valeurs de SoC moyen que pour les niveaux de SoC élevé.

4.2.1.2 Influence de l'heure de début de recharge sur le vieillissement des batteries

Dans cette partie, nous étudions l'influence de l'heure du début de recharge, nous avons fait varier ce paramètre pour 3 scénarios d'usages identiques (même type d'utilisation et même type de recharge).

Nous avons alors considéré un premier scénario où le véhicule est utilisé en roulage deux fois par jour (usages de type R_2 : trajet aller à 08h00 et retour à 17h30) et en charge une fois par jour (charge de type C_1 à 23h00). Nous appellerons ce scénario SC_Ch_à23h (celui-ci est identique au SC_1Ch_1jour présenté dans le paragraphe précédent).

Le deuxième scénario comparé avec celui-ci partage avec lui le même type d'utilisation mais comporte une recharge qui débute tout de suite à l'arrivé du trajet retour (recharge à 18h). Nous appellerons ce scénario SC_Ch_à18h.

Le dernier scénario permet d'étudier le vieillissement avec une recharge qui commence juste avant le départ du véhicule le matin. Cette recharge commence à 05h00 du matin. Nous appellerons ce scénario SC_Ch_à05h.

Les profils du SoC pour les différents scénarios sont représentés sur la Figure 4.15 et les résultats des simulations sont données sur la Figure 4.16.

La Figure 4.16 (b) montre que le vieillissement en cyclage est identique pour toutes les cellules, ce qui est attendu puisque les différents scénarios partagent les mêmes modes d'usage et les mêmes durées d'usage (en roulage et en charge). L'écart de vieillissement entre les différents scénarios est alors lié au vieillissement calendaire et particulièrement au niveau du SoC (comme la température est identique pour tous les scénarios).

D'après notre simulation, une recharge dès l'arrivée du trajet retour peut allonger la durée de vie de la batterie de plus de 35% par rapport au scénario où la voiture est chargée juste avant le départ (SC_Ch_à05h) et de plus 17% par rapport au scénario SC_Ch_à23h. Il faut noter que la solution la moins influente sur le vieillissement (SC_Ch_à18h) peut créer des perturbation sur le réseau de distribution d'énergie électrique si un grand nombre d'utilisateurs adoptent cette même stratégie. De plus, le coût de l'électricité à cette heure (18h) peut être plus élevé qu'à 23h ou à 5h, si un accès à un coût de l'énergie différencié est en vigueur.

Nous pouvons conclure ici que le scénario SC_Ch_à23h semble être la solution la mieux adaptée pour notre technologie de batterie pour éviter des surcoût d'électricité, avoir un vieillissement modéré et engendrer un impact réduit sur le réseau de distribution d'énergie.

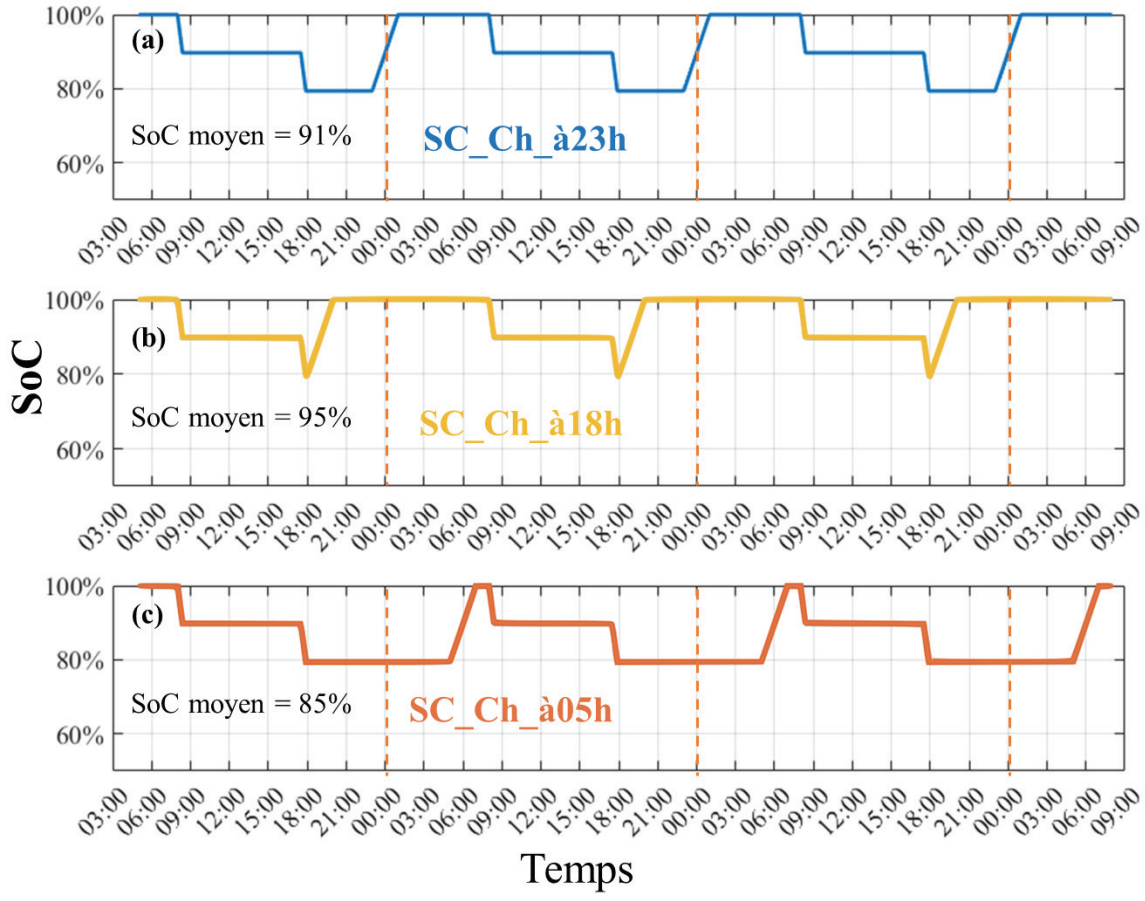


Figure 4.15 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage appliqué (a) SC_Ch_à23h, (b) SC_Ch_à18h et (c) SC_Ch_à05h

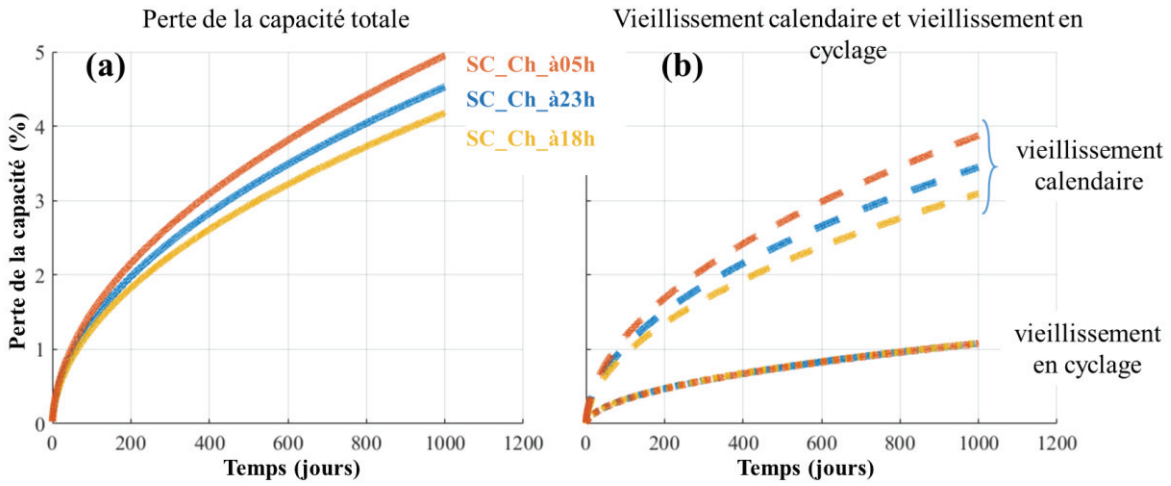


Figure 4.16 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués

4.2.1.3 Etude comparative des stratégies de recharge sur le vieillissement des batteries

D'après [7], [152]–[154], pour des batteries LMO, NCA ou LFP une stratégie de recharge permettant d'améliorer la durée de vie se base principalement sur une baisse du SoC moyen de stockage soit avec une recharge moins fréquente, soit avec une recharge décalée dans la journée.

Dans notre étude, nous avons trouvé des résultats complètement opposés puisque d'après les essais expérimentaux présentés dans le chapitre 3, la technologie de batterie testée a un comportement complétement différent en fonction du SoC. Dans notre cas, plus le SoC est élevé, plus le vieillissement est lent (cf. 3.2.2.1). Ce comportement a aussi été observé dans certains travaux de recherche notamment [47], [60] pour des cellules NMC et LMO/NMC.

D'après nos simulations et compte tenu de notre technologie de batterie (électrode positive de type LMO/NMC), pour étendre la durée de vie des batteries, il faut donc que le SoC moyen de la batterie soit le plus haut possible. Il faut par conséquent charger la batterie plus fréquemment et la recharger dès que possible dans la journée.

Si nous comparons les différents scénarios testés dans ce paragraphe, la stratégie SC_1Ch_1jour (identique à SC_Ch_à23h) et certainement la plus adaptée. Bien que plus vieillissante que la stratégie SC_2Ch_1jour (quand il y a la possibilité de recharger la batterie sur le lieu de travail), elle est souvent plus réalisable car elle ne nécessite qu'une seule recharge de la batterie par jour. SC_Ch_à23h a un vieillissement plus faible que celui engendré par SC_Ch_à05h. Elle peut permettre aussi la recharge des batteries pendant les « heures creuses » quand le prix d'électricité est au plus bas et son impact sur le réseau de distribution peut être plus faible que la stratégie SC_Ch_à18h pourtant moins vieillissante.

4.2.2 Etude de la durée de vie des batteries suivant le mode d'usage

Dans cette partie, nous étudions le vieillissement des batteries en fonction des modes d'usages avec 3 différents scénarios. Le point commun entre ces scénarios est que nous avons, quotidiennement, un trajet aller et retour (chacun d'une durée de 25 minutes) et une recharge, commencés toujours à la même heure.

Pour le premier scénario, les roulages sont de type R_1. Nous rappelons que les modes R_1 correspondent à des usages comportant majoritairement des trajets urbains. Nous appellerons ce scénario SC_2R1_1Ch pour dire que ce scénario est composé quotidiennement de deux roulages de type R_1 et d'une recharge le soir (à 23h).

Pour le deuxième scénario (SC_2R2_1Ch), les roulages sont de type R_2, alors que pour le dernier scénario (SC_2R3_1Ch), ils sont de type R_3. Le mode R_2 ressemble à des usages comportant des parties urbaines et extra-urbaines, tandis que le mode R_3 regroupe les usages avec des trajets ayant à la fois des parties urbaines, extra-urbaines et d'autoroutes.

Rappelons que la valeur de la température enregistrée pour la simulation est de 15°C. Pour ces trois scénarios, la durée des roulages est de 25 minutes pour chaque trajet correspondant à la durée moyenne du trajet domicile / travail des français. En effet, selon la Direction de l'Animation de la

Recherche des Études et des Statistiques (DARES), le temps de trajet moyen domicile / travail en France quotidien est de 50 minutes [155].

Comme pour les études précédentes, nous présentons sur la Figure 4.17 le profil de variation du SoC pour chacun des scénarios et sur la Figure 4.18 le vieillissement obtenu pour chaque scénario.

Comme pour une même durée de trajet, le mode R_3 consomme plus d'énergie que le mode R_2 et R_1, le SoC moyen du SC_2R3_1Ch est plus faible que celui des scénarios SC_2R2_1Ch et SC_2R1_1Ch. Par conséquent, compte tenu de notre technologie de batterie, nous trouvons que le vieillissement calendaire est plus élevé pour SC_2R3_1Ch puis pour le SC_2R2_1Ch et enfin pour le SC_2R1_1Ch. Le vieillissement en cyclage suit les résultats obtenus et exposés dans le paragraphe 3.3.2 : le mode R_3 est environ deux fois plus vieillissant que le mode R_1 et trois fois plus vieillissant que le mode R_2. Il faut noter néanmoins que les durées des recharges ne sont pas identiques ce qui accélère le vieillissement en cyclage pour les scénarios SC_2R3_1Ch et SC_2R2_1Ch par rapport au SC_2R1_1Ch (durée de la recharge SC_2R3_1Ch > SC_2R2_1Ch > SC_2R1_1Ch) et c'est ce qui peut expliquer aussi que le SC_2R2_1Ch et le SC_2R1_1Ch ont des vieillissements par cyclage identiques.

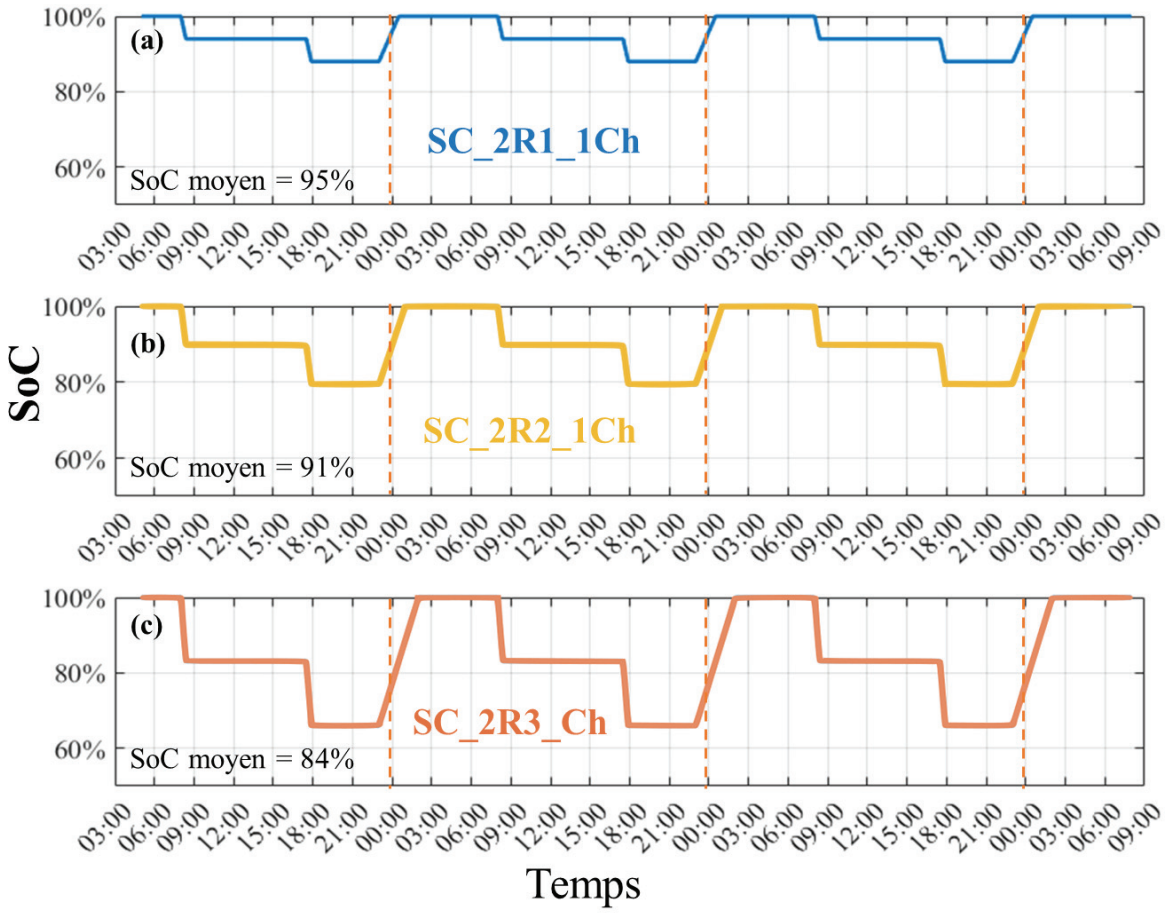


Figure 4.17 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage appliqué
(a) SC_2R1_1Ch, (b) SC_2R2_1Ch et (c) SC_2R3_1Ch

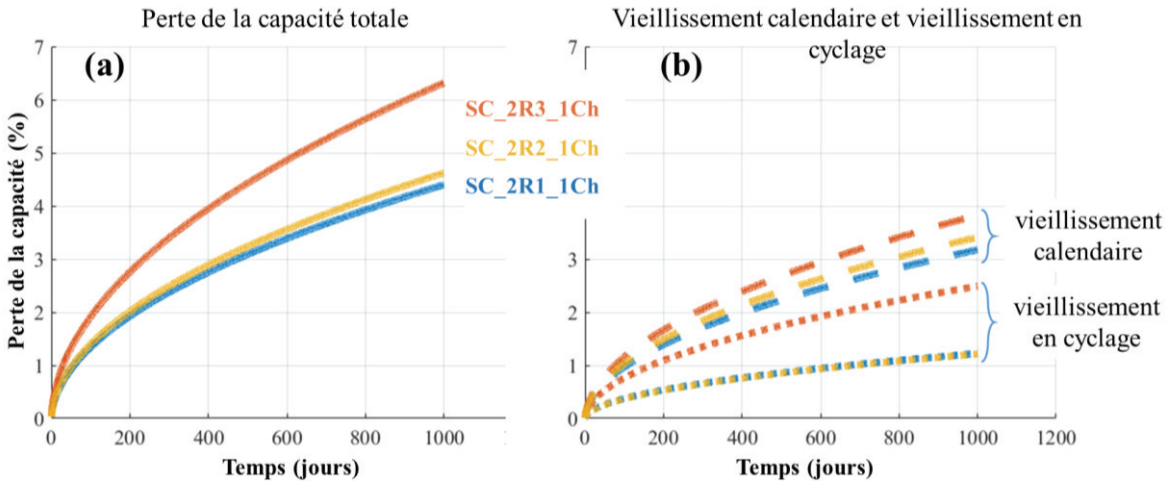


Figure 4.18 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués

Nous avons ensuite étudié la durée de vie des batteries en fonction des kilomètres parcourus pour chacun de ces scénarios. Prenons comme critère de fin de vie, une chute de la capacité nominale de 20%.

Une simulation à 15°C (Figure 4.19) a donné les résultats suivants : la batterie arrive à sa fin de vie après environ 290 000 km avec scénario **SC_2R1_1Ch** (usage purement urbain), 460 000 km pour le scénario **SC_2R2_1Ch** (mix urbain + extra-urbain) et 400 000 km avec le scénario **SC_2R3_1Ch** (mix urbain + extra-urbain + autoroute).

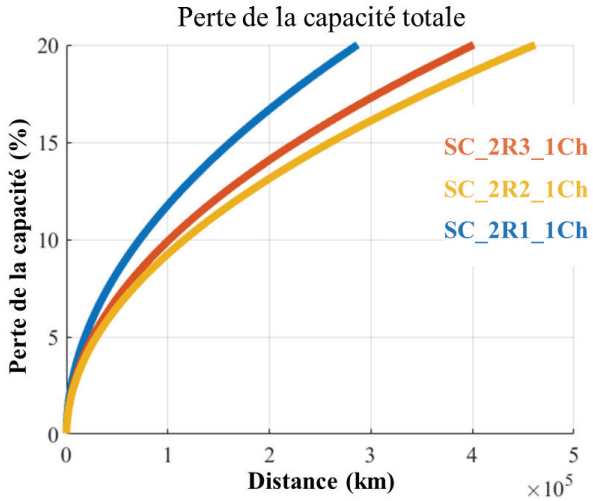


Figure 4.19 : Perte de la capacité estimée en fonction de la distance parcourue pour les scénarios appliqués

Une variation de la température de simulation peut considérablement diminuer la durée de vie estimée. En effet, une simulation à 25°C a donné les résultats suivants : la batterie arrive à sa fin de vie après moins de 115 000 km avec scénario **SC_2R1_1Ch** et à environ 180 000 km pour les scénarios **SC_2R2_1Ch** et **SC_2R3_1Ch**.

4.2.3 Scénario V2H et influence sur le vieillissement des batteries

Dans ce paragraphe, nous étudions l'évolution de la perte de capacité pour un usage de type V2H, c'est-à-dire pour un véhicule en interaction avec à une maison. La batterie du véhicule peut, en

effet, être utilisée pendant les fortes demandes d'électricité dans la maison. Pour estimer l'impact d'une telle utilisation sur le vieillissement des batteries, nous avons imaginé et simulé 2 différents profils d'utilisations V2H. Ces scénarios sont comparés ensuite avec un usage sans l'application V2H.

Les 2 scénarios d'usage comportent d'une part 2 roulages (de type R_2) pendant la journée pour simuler des trajets aller/retour et d'autre part une recharge quotidienne complète (jusqu'à 100% de SoC). Entre ces deux, nous insérons une partie V2H qui vient baisser voire éliminer la consommation d'énergie électrique de la maison à partir du réseau de distribution pendant les périodes de fortes demandes d'électricité.

En ce qui concerne la consommation domestique journalière, nous avons utilisé une base de données « base UCI (University of California, Irvine) » disponible en « open source » [156]. Les données ont été collectées entre décembre 2006 et novembre 2010 dans une maison située à Sceaux (à 7km de Paris). Cette base contient plusieurs paramètres enregistrés à une fréquence élevée (chaque minute). Les variables enregistrées sont principalement la tension (V), la puissance active (kW), la puissance réactive (kVAR) et le courant (A). La consommation moyenne journalière de cette maison est de 26 kWh. Le profil journalier moyen de puissance est donné sur la Figure 4.20.

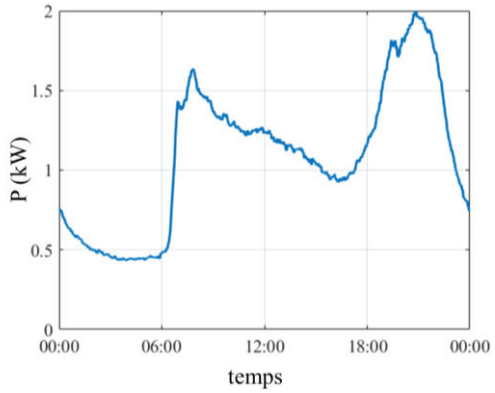


Figure 4.20 : Profil de puissance moyen de la maison « base UCI »

Le premier scénario consiste à connecter le véhicule à la maison chaque soir pendant 90 minutes (lors des fortes demandes de puissance entre 20h15 et 21h45) pour que la batterie fournisse une énergie de 2,8kWh. Le profil de puissance délivré par les batteries est donné par la Figure 4.21 (a). Nous appellerons ce scénario **SC_V2H_90m**. Le vieillissement produit par ce scénario d'usage est ensuite comparé avec un deuxième appelé **SC_V2H_180m** dans lequel le véhicule remplace le réseau de distribution d'énergie pendant 3 heures (cf. Figure 4.21 (b)). La quantité d'énergie fournie par le véhicule est presque doublée par rapport au scénario **SC_V2H_90m** et atteint 5,5kWh environ pour ce deuxième scénario.

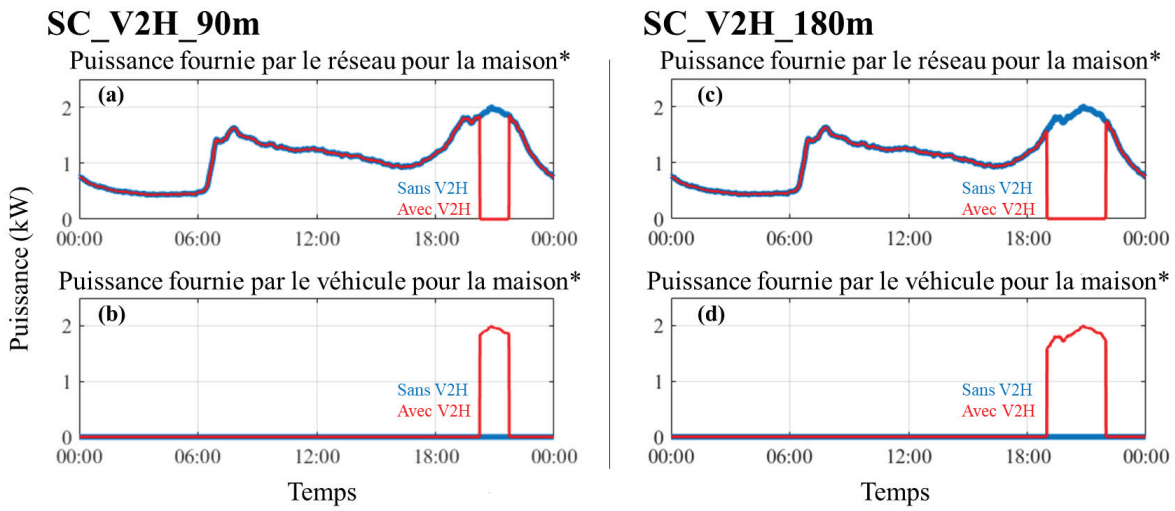


Figure 4.21 : Profils de puissances (a-b) scénario SC_V2H_90m et (c-d) scénario SC_V2H_180m

Pour étudier le vieillissement des batteries suivant ces scénarios, nous avons pris le cas le plus favorable ce qui veut dire que nous faisons l'hypothèse que ces usages V2H sont similaires aux roulages les moins vieillissants (soit le mode R_2).

Nous présentons sur la Figure 4.22 les profils de variation du SoC pour ces deux scénarios ainsi que pour le scénario de référence (sans V2H) **SC_2R2_1Ch**.

D'après la Figure 4.23 (b), nous pouvons remarquer que plus l'utilisation en V2H est présente plus le vieillissement calendaire est faible bien que le SoC moyen soit moins élevé (vieillissement calendaire **SC_2R2_1Ch** > vieillissement calendaire **SC_V2H_90m** > vieillissement calendaire **SC_V2H_180m**). Cela peut être expliqué par le fait que la durée du calendaire (batterie au repos) est nettement plus faible pour le scénario **SC_V2H_180m** (14 heures par jour) que pour les scénarios **SC_V2H_90m** (18 heures par jour) et **SC_2R2_1Ch** (21 heures par jour).

En ce qui concerne les vieillissements en cyclage, les différences entre les différents scénarios peuvent être corrélées à la durée du cyclage pour chacun de ces profils d'usage (vieillissement en cyclage **SC_2R2_1Ch** < vieillissement en cyclage **SC_V2H_90m** < vieillissement en cyclage **SC_V2H_180m**).

Pour une température de simulation égale à 15°C, la vitesse de la perte de capacité pour le scénario **SC_V2H_180m** est de 40% plus importante que celle pour le scénario **SC_2R2_1Ch**. Cet écart est réduit quand la température de stockage est plus élevé (vieillissement calendaire plus important et variant dans le sens opposé du vieillissement en cyclage). En effet une simulation à 25°C montre que le vieillissement pour le scénario **SC_V2H_180m** reste toujours le plus élevé mais la vitesse de la perte de capacité est seulement 15% plus élevée que pour un usage sans V2H (**SC_2R2_1Ch**). Cela veut dire qu'une application V2H est probablement plus avantageuse pour des régions plus chaudes ou pendant les saisons les plus chaudes de l'année.

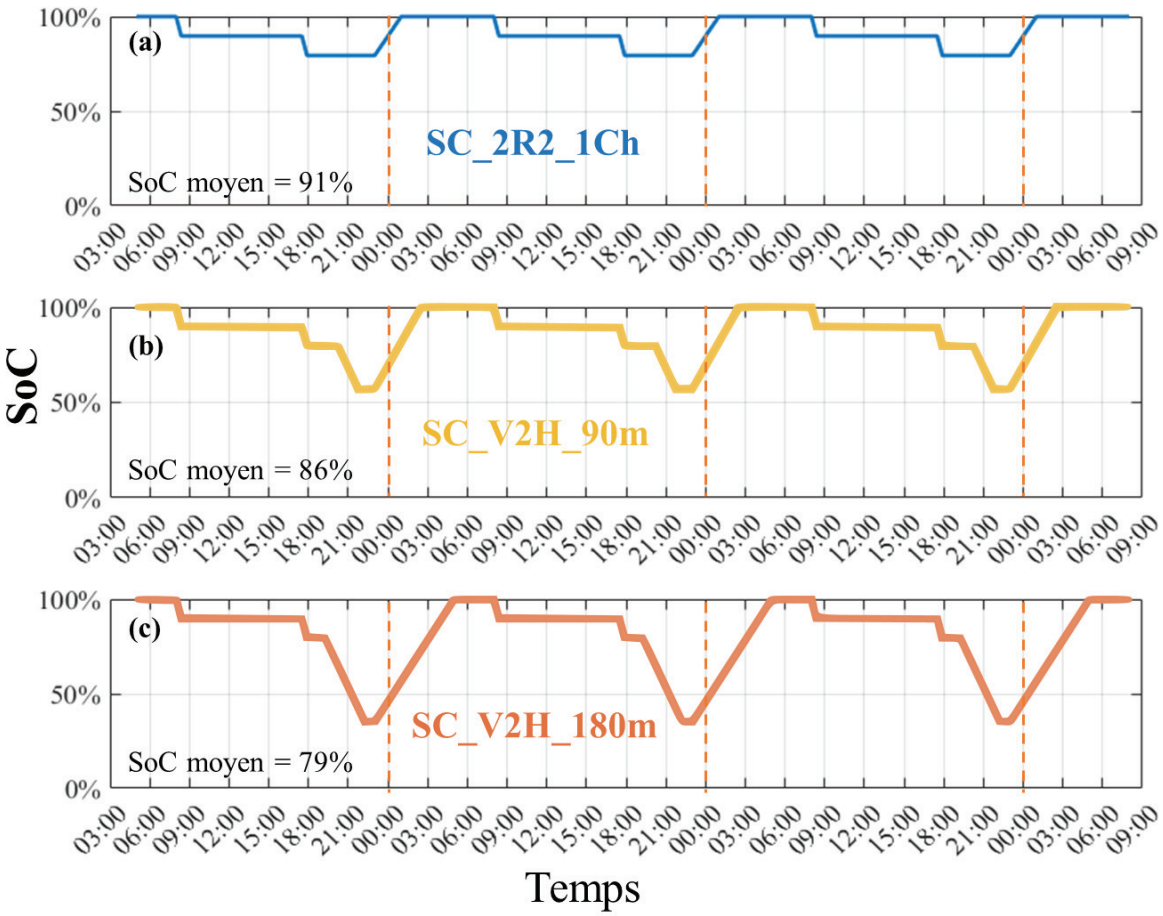


Figure 4.22 : Variation du SoC en fonction du scénario d'usage V2H appliqué

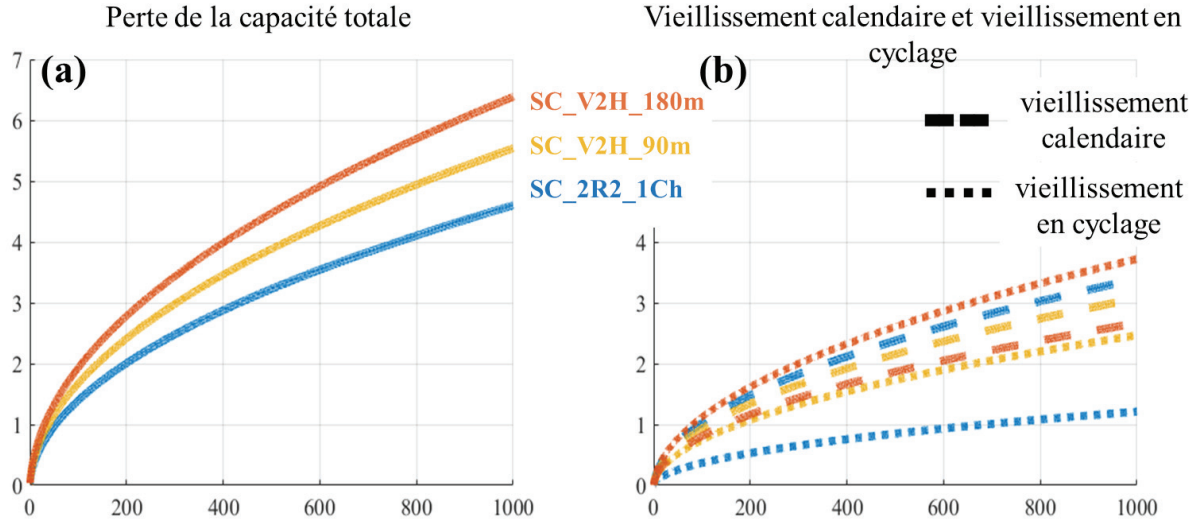


Figure 4.23 : Perte de la capacité estimée en fonction des scénarios appliqués

Cette étude montre que malgré son intérêt pour l'amélioration de la qualité d'énergie du réseau électrique, l'application V2H peut avoir un impact important sur la durée de vie des batteries. Celui-ci demanderait d'être économiquement mesuré pour justifier l'utilisation du V2H. Il faut noter aussi que

d'après notre étude, l'application du V2H est moins nocive quand la température de stockage est plus élevée.

4.3 Conclusion sur l'estimation de la durée de vie en fonction des scénarios d'usage des VE

Dans ce chapitre, nous avons utilisé le simulateur présenté dans le paragraphe 3.3.2 pour estimer la durée de vie de batteries suivant plusieurs conditions et types d'usage.

Nous avons construit dans un premier lieu un profil d'usage réel issus des données CROME, qui a ensuite été comparé avec un profil WLTC. Ces deux derniers ont été appliqués expérimentalement sur des batteries et ont donné des résultats de vieillissement très similaires. En conséquence, nos travaux valident l'utilisation du profil WLTC dans les tests de vieillissement de batteries. Par ailleurs, une comparaison des résultats du profil_CROME et du profil_CROME_pr confirme qu'un style de conduite plus souple rallonge la durée de vie des batteries.

Nos études ont montré aussi que la stratégie de la recharge des batteries doit être choisie en fonction de leur technologie. Pour notre cas d'étude spécifique, afin d'étendre la durée de vie des batteries, le constat a été fait que le SoC moyen de la batterie doit être le plus haut possible. Il faut par conséquent charger la batterie plus fréquemment et la recharger dès que possible.

De plus, nos études montrent que l'application V2H accélère le vieillissement des batteries et que celle-ci peut être moins nocive quand la température de stockage est élevée.

Finalement, il faut noter que dans ce chapitre, nous avons pu illustrer l'utilité de notre simulateur pour étudier différents scénarios d'usage des VE. Sans doute que certaines hypothèses nécessitent encore des validations mais il faut noter que cet outil a montré son intérêt et son potentiel. Ce simulateur pourrait ainsi être utilisé pour étudier d'autres scénarios avec d'autres hypothèses.

Conclusions et perspectives

Conclusions générales

Le développement des systèmes de stockage notamment des accumulateurs électrochimiques est l'une des clés de la réussite de la transition énergétique. En effet, les batteries lithium-ion, grâce à leur forte densité énergétique permettent le stockage de l'énergie électrique pour des applications stationnaires et embarquées. C'est d'ailleurs le principal facteur de l'essor des VE durant cette dernière décennie. En France, le nombre d'immatriculations des VE est en constante augmentation. Ainsi, d'après les estimations réalisées par la Commission de Régulation de l'Energie (CRE), le nombre de véhicules électriques et hybrides rechargeables en France devrait dépasser 3 millions d'unités à l'horizon de 2035. Néanmoins, le prix et la durée de vie des batteries lithium-ion sont aujourd'hui deux principaux inconvénients qui limitent le taux de pénétration de ce type de véhicule sur le marché.

L'objectif principal de cette thèse est l'étude de vieillissement et l'estimation de la durée de vie des batteries de VE, à partir des données d'usages réels. Pour réaliser cet objectif, nous avons, dans un premier temps, analysé des données d'usages réels et identifié les différents modes de fonctionnement du véhicule. Ensuite, nous avons déterminé l'influence de ces modes d'usages sur le vieillissement des batteries. Puis, une étape de validation a été assurée par la réalisation de plusieurs essais expérimentaux. Enfin, nous avons étendu notre étude en effectuant une estimation de la durée de vie et du vieillissement des batteries sur d'autres scénarios d'usages.

Afin d'identifier les modes de fonctionnement à partir des usages enregistrés, notre étude a été menées avec plusieurs étapes. La première a consisté à comprendre, et traiter la base de données issue du projet CROME. En effet, sur une dizaine de VE suivis pendant 2 ans dans le cadre de ce projet, une grande quantité d'informations a été enregistrée. Nous avons commencé par une étape de présélection des données, ce qui nous a amené à réduire, dans un premier temps, le nombre de variables à étudier de plus de 500 à près de 140. Il faut noter, qu'à cause d'un grand nombre d'interruptions des enregistrements sur certains véhicules de la base de données, nous avons limité notre étude à 7 VE uniquement (celles contenant le plus d'informations, le plus d'enregistrements et le moins d'interruptions). Après l'étape de présélection des données, et comme le nombre de variables à étudier restait toujours élevé, nous avons procédé à une étape de sélection des paramètres les plus significatifs suivie par une étape de réduction de dimensions. Cette démarche nous a permis de réaliser notre classification des données sur un nombre restreint de paramètres (6 axes de l'ACP). L'étape de classification, en répartissant les données en plusieurs groupes, a permis d'obtenir 5 modes d'usages représentatifs de l'ensemble des usages enregistrés. Nous avons obtenu 3 classes de roulages (R_1, R_2 et R_3) et 2 classes de charges (C_1 et C_2). R_1 peut être associée à un usage de type urbain, R_2 regroupe les roulages ayant des parties urbaines et extra-urbaines et R_3 représente les roulages avec des trajets

comportant des parties d'autoroutes en plus de ceux précédemment cités. C_1 peut être associée à une recharge de courte durée contrairement au mode C_2.

Après la réalisation de l'étape de la classification, nous avons étudié l'influence des modes d'usages obtenus sur le vieillissement des batteries en utilisant diverses méthodes. Nous avons pour ce faire considéré que la perte de capacité enregistrée pendant une durée donnée est la somme de celle provoquée par les conditions de stockage des batteries (vieillissement calendaire) et celles produites par les modes de fonctionnement (roulage et charge). Pour séparer ces deux types de vieillissement, nous avons identifié la vitesse de dégradation de chacun, en commençant par celle du calendaire. L'identification de l'effet du calendaire et des modes de fonctionnement sur le vieillissement a été réalisée en utilisant diverses méthodes. Une vérification des résultats obtenus a été effectuée en réalisant plusieurs simulations et essais de vieillissements accélérés et a montré la validité de notre méthodologie. Dans cette partie, nous avons non seulement identifié l'influence des modes d'usages et des conditions de stockage sur la durée de vie des batteries mais aussi obtenu un bon outil permettant la simulation et l'estimation du vieillissement des batteries.

Dans la dernière partie de ce manuscrit, nous avons construit plusieurs scénarios d'usages et étudié leur vieillissement respectif. Nous avons en premier lieu comparé expérimentalement le vieillissement produit par un profil représentatif des usages réels (issus des données CROME) avec celui du profil normalisé WLTC. Ces deux derniers ont donné des résultats de vieillissement très similaires, ce qui valide, par conséquent, l'utilisation du profil WLTC dans les tests de vieillissement de batteries. Une étude de l'influence de la recharge sur le vieillissement des batteries montre que la stratégie adoptée doit être choisie en fonction de leur technologie. Pour des batteries similaires aux nôtres (LMO/NMC), afin d'étendre la durée de vie des batteries, le constat a été fait que l'état de charge moyen de la batterie doit être le plus haut possible. Il faut par conséquent charger la batterie fréquemment et dès que possible. Enfin, une étude de l'influence d'une application V2H sur le vieillissement a montré que celle-ci accélère le vieillissement des batteries.

Perspectives

Cette étude de vieillissement des batteries en électromobilité en fonction des usages permet d'ouvrir plusieurs perspectives.

En effet, bien que certains résultats de simulations nécessitent encore des validations de certaines hypothèses, le simulateur conçu a bien montré son intérêt et son efficacité. Celui-ci pourra être utilisé pour étudier le vieillissement des batteries suivant plusieurs autres scénarios d'usages tels qu'un scénario V2G (Vehicle to Grid) par exemple. Il suffit alors de comparer l'usage à étudier avec les données CROME et de sélectionner à quelle classe de roulages ou de charges il appartient.

Il faut aussi noter qu'il serait possible d'étendre notre travail en utilisant la même méthodologie pour réaliser des classifications des données plus spécifiques pour pouvoir par exemple identifier

l'influence du style de conduite sur le vieillissement des batteries. Cela pourrait permettre ainsi d'assister la conduite dans le but d'améliorer la durée de vie des batteries.

Il est aussi possible d'enrichir la base de données et notre simulateur pour pouvoir prendre en compte d'autres types d'usages comme la recharge rapide, ce qui serait facilement réalisable avec les essais de vieillissement accélérés associés.

Finalement, il faut rappeler que notre étude a été réalisée sur une même chimie de batteries ayant aussi un comportement spécifique en vieillissement calendaire ce qui limite la généralisation des résultats obtenus à d'autres technologies (les influences des modes de fonctionnement et des conditions de stockage sur le vieillissement dépendent des batteries étudiées). Néanmoins, la méthodologie reste valide et peut être reproduite ou améliorée pour d'autres types de batteries. En effet, la réalisation de quelques essais de vieillissement accélérés est suffisante pour réajuster les paramètres de notre simulateur et pouvoir ainsi étudier le vieillissement de nouvelles batteries suivant plusieurs scenarios d'usages.

Bibliographie

[1] « Consommation d'électricité (KWh par habitant) | Data ». https://donnees.banquemondiale.org/indicator/EG.USE.ELEC.KH.PC?end=2018&start=1960&view=chart&year=2018 (consulté le déc. 07, 2019).

[2] BP, *BP statistical review of world energy, June 2019*, 68e éd. BP Statistical Review of World Energy, 2019.

[3] « IEA "International Energy Agency" Data and statistics », *IEA*. https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/world-energy-outlook-2014---executive-summary.html (consulté le déc. 08, 2019).

[4] I. IRENA, *Renewable power generation costs in 2018*. Abu Dhabi, United Arab Emirates, 2019.

[5] S. Gabathuler, D. Pavanello, et C. Münch, « Le pompage-turbinage à petite échelle pour le stockage local d'énergie », *Bull. ElectroSuisse*, p. 2–2015, 2015.

[6] C. E. S. Alliance, « White Paper on Energy Storage Industry 2019 », 2019.

[7] E. REDONDO IGLESIAS, « Étude du vieillissement des batteries lithium-ion dans les applications "véhicule électrique" : combinaison des effets de vieillissement calendaire et de cyclage », Theses, Université de Lyon, 2017.

[8] H. Ibrahim, A. Ilinca, et J. Perron, « Energy storage systems—Characteristics and comparisons », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 12, no 5, p. 1221-1250, juin 2008, doi: 10.1016/j.rser.2007.01.023.

[9] X. Luo, J. Wang, M. Dooner, et J. Clarke, « Overview of current development in electrical energy storage technologies and the application potential in power system operation », *Appl. Energy*, vol. 137, p. 511-536, janv. 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.09.081.

[10] H. Chen, T. N. Cong, W. Yang, C. Tan, Y. Li, et Y. Ding, « Progress in electrical energy storage system: A critical review », *Prog. Nat. Sci.*, vol. 19, no 3, p. 291-312, mars 2009, doi: 10.1016/j.pnsc.2008.07.014.

[11] I. Hadjipaschalis, A. Poullikkas, et V. Efthimiou, « Overview of current and future energy storage technologies for electric power applications », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 13, no 6, p. 1513-1522, août 2009, doi: 10.1016/j.rser.2008.09.028.

[12] M. Pedram, N. Chang, Y. Kim, et Y. Wang, « Hybrid electrical energy storage systems », in *Proceedings of the 16th ACM/IEEE international symposium on Low power electronics and design*, 2010, p. 363–368.

[13] R. Amirante, E. Cassone, E. Distaso, et P. Tamburrano, « Overview on recent developments in energy storage: Mechanical, electrochemical and hydrogen technologies », *Energy Convers. Manag.*, vol. 132, p. 372-387, janv. 2017, doi: 10.1016/j.enconman.2016.11.046.

[14] ENEA Consulting, « Le Stockage d'Energie », p. 18, 2012.

[15] J. P. Deane, B. P. Ó Gallachóir, et E. J. McKeogh, « Techno-economic review of existing and new pumped hydro energy storage plant », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, no 4, p. 1293-1302, mai 2010, doi: 10.1016/j.rser.2009.11.015.

[16] A. Dhand et K. Pullen, « Review of flywheel based internal combustion engine hybrid vehicles », *Int. J. Automot. Technol.*, vol. 14, no 5, p. 797–804, 2013.

[17] F. Wasbari, R. A. Bakar, L. M. Gan, M. M. Tahir, et A. A. Yusof, « A review of compressed-air hybrid technology in vehicle system », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 67, p. 935-953, janv. 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.09.039.

[18] A. Gil *et al.*, « State of the art on high temperature thermal energy storage for power generation. Part 1—Concepts, materials and modellization », *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 14, no 1, p. 31-55, janv. 2010, doi: 10.1016/j.rser.2009.07.035.

[19] C. Spataru, Y. C. Kok, et M. Barrett, « Physical Energy Storage Employed Worldwide », *Energy Procedia*, vol. 62, p. 452-461, janv. 2014, doi: 10.1016/j.egypro.2014.12.407.

[20] B. Multon et H. B. Ahmed, « Le stockage stationnaire d'énergie électrique: pourquoi et comment? », p. 13, 2007.

[21] D. H. Lin, D. J. Cui, B. Li, Y. Teng, G. L. Zheng, et X. Q. Wang, « Research for superconducting energy storage patterns and its practical countermeasures », *Phys. C Supercond.*, vol. 493, p. 65-67, oct. 2013, doi: 10.1016/j.physc.2013.03.027.
[22] P. Venet, « Vieillissement des condensateurs et des supercondensateurs », *Rev. 3EI*, p. 23–31, 2012.
[23] R. German, « Étude du vieillissement calendaire des supercondensateurs et impact des ondulations de courant haute fréquence », PhD Thesis, Université Claude Bernard-Lyon I, 2013.
[24] « #SouthAfrica's #Eskom to test #Vanadium redox flow battery solution », *A Blog for Browsing Mining, Mineral Processing, and Metals Info*, nov. 23, 2017. https://nanthavictor.com/2017/11/23/southafricas-eskom-to-test-vanadium-redox-flow-battery-solution/ (consulté le déc. 22, 2019).
[25] D. M. Rastler, *Electricity energy storage technology options: a white paper primer on applications, costs and benefits*. Electric Power Research Institute, 2010.
[26] G. J. May, A. Davidson, et B. Monahov, « Lead batteries for utility energy storage: A review », *J. Energy Storage*, vol. 15, p. 145-157, févr. 2018, doi: 10.1016/j.est.2017.11.008.
[27] C. Pillot, « The rechargeable battery market and main trends 2018-2030 », 2019.
[28] H. Heimes, A. Kampker, A. Hemdt, K. Kreisköther, S. Michaelis, et E. Rahimzei, *Manufacturing of lithium-ion battery cell components*. PEM der RWTH Aachen University & VDMA, 2019.
[29] R. Zhang *et al.*, « State of the art of lithium-ion battery SOC estimation for electrical vehicles », *Energies*, vol. 11, nº 7, p. 1820, 2018.
[30] L. J. Fu *et al.*, « Surface modifications of electrode materials for lithium ion batteries », *Solid State Sci.*, vol. 8, nº 2, p. 113-128, févr. 2006, doi: 10.1016/j.solidstatesciences.2005.10.019.
[31] S. Huang, Z. Wen, X. Zhu, et Z. Lin, « Effects of dopant on the electrochemical performance of Li4Ti5O12 as electrode material for lithium ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 165, nº 1, p. 408-412, févr. 2007, doi: 10.1016/j.jpowsour.2006.12.010.
[32] H. Liu, Q. Cao, L. J. Fu, C. Li, Y. P. Wu, et H. Q. Wu, « Doping effects of zinc on LiFePO4 cathode material for lithium ion batteries », *Electrochem. Commun.*, vol. 8, nº 10, p. 1553-1557, oct. 2006, doi: 10.1016/j.elecom.2006.07.014.
[33] D. Wang, C. Zhang, Y. Zhang, J. Wang, et D. He, « Synthesis and electrochemical properties of La-doped Li4Ti5O12 as anode material for Li-ion battery », *Ceram. Int.*, vol. 39, nº 5, p. 5145-5149, juill. 2013, doi: 10.1016/j.ceramint.2012.12.010.
[34] S. B. Chikkannanavar, D. M. Bernardi, et L. Liu, « A review of blended cathode materials for use in Li-ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 248, p. 91-100, févr. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.052.
[35] G. Zhu, Y. Du, Y. Wang, A. Yu, et Y. Xia, « Electrochemical profile of lithium titanate/hard carbon composite as anode material for Li-ion batteries », *J. Electroanal. Chem.*, vol. 688, p. 86-92, janv. 2013, doi: 10.1016/j.jelechem.2012.07.035.
[36] « A Behind the Scenes Take on Lithium-ion Battery Prices », *BloombergNEF*, mars 05, 2019. https://about.bnef.com/blog/behind-scenes-take-lithium-ion-battery-prices/ (consulté le déc. 28, 2019).
[37] J. Mo et W. Jeon, « The impact of electric vehicle demand and battery recycling on price dynamics of lithium-ion battery cathode materials: A vector error correction model (VECM) analysis », *Sustainability*, vol. 10, nº 8, p. 2870, 2018.
[38] Battery University, « Capacity loss and discovering what causes a battery to fade - Battery University ». http://batteryuniversity.com/learn/article/capacity_loss.
[39] Battery University, « Rising Internal Resistance - Battery University ». http://batteryuniversity.com/learn/article/rising_internal_resistance.
[40] J. Groot, « State-of-health estimation of li-ion batteries: Cycle life test methods », Chalmers University of Technology, 2012.
[41] J. Vetter *et al.*, « Ageing mechanisms in lithium-ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 147, nº 1, p. 269-281, sept. 2005, doi: 10.1016/j.jpowsour.2005.01.006.
[42] S. Saxena, C. Le Floch, J. MacDonald, et S. Moura, « Quantifying EV battery end-of-life through analysis of travel needs with vehicle powertrain models », *J. Power Sources*, vol. 282, p. 265-276, mai 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2015.01.072.
[43] E. Wood, M. Alexander, et T. H. Bradley, « Investigation of battery end-of-life conditions for plug-in hybrid electric vehicles », *J. Power Sources*, vol. 196, nº 11, p. 5147–5154, 2011.

[44] L. Ahmadi, M. Fowler, S. B. Young, R. A. Fraser, B. Gaffney, et S. B. Walker, « Energy efficiency of Li-ion battery packs re-used in stationary power applications », *Sustain. Energy Technol. Assess.*, vol. 8, p. 9-17, déc. 2014, doi: 10.1016/j.seta.2014.06.006.

[45] M. Kassem, J. Bernard, R. Revel, S. Pélissier, F. Duclaud, et C. Delacourt, « Calendar aging of a graphite/LiFePO4 cell », *J. Power Sources*, vol. 208, p. 296-305, juin 2012, doi: 10.1016/j.jpowsour.2012.02.068.

[46] S. Grolleau *et al.*, « Calendar aging of commercial graphite/LiFePO4 cell – Predicting capacity fade under time dependent storage conditions », *J. Power Sources*, vol. 255, p. 450-458, juin 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.11.098.

[47] J. Schmitt, A. Maheshwari, M. Heck, S. Lux, et M. Vetter, « Impedance change and capacity fade of lithium nickel manganese cobalt oxide-based batteries during calendar aging », *J. Power Sources*, vol. 353, p. 183-194, juin 2017, doi: 10.1016/j.jpowsour.2017.03.090.

[48] M. Ben-Marzouk, A. Chaumond, E. Redondo-Iglesias, M. Montaru, et S. Pélissier, « Experimental Protocols and First Results of Calendar and/or Cycling Aging Study of Lithium-Ion Batteries – the MOBICUS Project », *World Electr. Veh. J.*, vol. 8, nº 2, p. 388-397, juin 2016, doi: 10.3390/wevj8020388.

[49] 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, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.03.112.

[50] S. Grolleau *et al.*, « The French SIMCAL Research Network for Modelling of Energy Storage System Calendar Ageing in EVs and HEVs-EIS Analysis », in *Meeting Abstracts*, 2012, p. 1596–1596.

[51] 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, doi: 10.1016/j.est.2017.06.009.

[52] I. Baghdadi, O. Briat, J.-Y. Delétage, P. Gyan, et J.-M. Vinassa, « Lithium battery aging model based on Dakin's degradation approach », *J. Power Sources*, vol. 325, p. 273-285, sept. 2016, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.06.036.

[53] T. Waldmann, N. Ghanbari, M. Kasper, et M. Wohlfahrt-Mehrens, « Correlations between electrochemical data and results from post-mortem analysis of aged lithium-ion batteries », *J. Electrochem. Soc.*, vol. 162, nº 8, p. A1500–A1505, 2015.

[54] M. Ecker *et al.*, « Calendar and cycle life study of Li(NiMnCo)O2-based 18650 lithium-ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 248, p. 839-851, févr. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2013.09.143.

[55] Avere-France, « Avere-France : Suivez la progression du marché du véhicule électrique ! », *Avere-France*. http://www.avere-france.org/Site/Article/?article_id=6562 (consulté le mars 26, 2020).

[56] « Émissions de CO2 des voitures : faits et chiffres (infographie) | Actualité | Parlement européen ». https://www.europarl.europa.eu/news/fr/headlines/society/20190313STO31218/emissions-de-co2-des-voitures-faits-et-chiffres-infographie (consulté le déc. 31, 2019).

[57] L. Wilson, « Shades of green: electric cars' carbon emissions around the globe », févr. 2013, [En ligne]. Disponible sur: https://trid.trb.org/view/1246039.

[58] S. Bratzel et L. Girardi, « Electromobility Report 2020,Analysis of Market and Innovation Trends in International Core Markets », Center of Automotive Management, Bergisch Gladbach, 2020. Consulté le: mars 26, 2020. [En ligne]. Disponible sur: http://auto-institut.de/e-mobility-studien.htm.

[59] « Rapport 2018 du Groupe de travail n°1 | Comité de prospective », févr. 12, 2019. http://www.eclairerlavenir.fr/rapports/rapport-2018-gt1/ (consulté le janv. 13, 2020).

[60] R. Mathieu, « Modélisation de l'influence de la rapidité de recharge totale ou partielle sur les performances électro-thermiques et la durée de vie des batteries pour applications automobiles », Bordeaux, 2020.

[61] J. Schmalstieg, S. Käbitz, M. Ecker, et D. U. Sauer, « A holistic aging model for Li(NiMnCo)O2 based 18650 lithium-ion batteries », *J. Power Sources*, vol. 257, p. 325-334, juill. 2014, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.02.012.

[62] P. Keil *et al.*, « Calendar Aging of Lithium-Ion Batteries I. Impact of the Graphite Anode on Capacity Fade », *J. Electrochem. Soc.*, vol. 163, nº 9, p. A1872-A1880, janv. 2016, doi: 10.1149/2.0411609jes.
[63] J. Belt, V. Utgikar, et I. Bloom, « Calendar and PHEV cycle life aging of high-energy, lithium-ion cells containing blended spinel and layered-oxide cathodes », *J. Power Sources*, vol. 196, nº 23, p. 10213-10221, déc. 2011, doi: 10.1016/j.jpowsour.2011.08.067.
[64] N. Omar *et al.*, « Lithium iron phosphate based battery – Assessment of the aging parameters and development of cycle life model », *Appl. Energy*, vol. 113, p. 1575-1585, janv. 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2013.09.003.
[65] A. Millner, « Modeling lithium ion battery degradation in electric vehicles », in *2010 IEEE Conference on Innovative Technologies for an Efficient and Reliable Electricity Supply*, 2010, p. 349–356.
[66] P. Keil et A. Jossen, « Aging of lithium-ion batteries in electric vehicles: Impact of regenerative braking », *World Electr. Veh. J.*, vol. 7, nº 1, p. 41–51, 2015.
[67] A. Barré, « Analyse statistique de données issues de batteries en usage réel sur des véhicules électriques, pour la compréhension, l'estimation et la gestion des phénomènes de vieillissement », phdthesis, Université de Grenoble, 2014.
[68] M. Ecker *et al.*, « Development of a lifetime prediction model for lithium-ion batteries based on extended accelerated aging test data », *J. Power Sources*, vol. 215, p. 248-257, oct. 2012, doi: 10.1016/j.jpowsour.2012.05.012.
[69] D. Aurbach, B. Markovsky, Y. Talyossef, G. Salitra, H.-J. Kim, et S. Choi, « Studies of cycling behavior, ageing, and interfacial reactions of LiNi0.5Mn1.5O4 and carbon electrodes for lithium-ion 5-V cells », *J. Power Sources*, vol. 162, nº 2, p. 780-789, nov. 2006, doi: 10.1016/j.jpowsour.2005.07.009.
[70] A. Eddahech, O. Briat, H. Henry, J.-Y. Delétage, E. Woirgard, et J.-M. Vinassa, « Ageing monitoring of lithium-ion cell during power cycling tests », *Microelectron. Reliab.*, vol. 51, nº 9, p. 1968-1971, sept. 2011, doi: 10.1016/j.microrel.2011.07.013.
[71] K. Jalkanen, J. Karppinen, L. Skogström, T. Laurila, M. Nisula, et K. Vuorilehto, « Cycle aging of commercial NMC/graphite pouch cells at different temperatures », *Appl. Energy*, vol. 154, p. 160-172, sept. 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.04.110.
[72] M. Petzl, M. Kasper, et M. A. Danzer, « Lithium plating in a commercial lithium-ion battery – A low-temperature aging study », *J. Power Sources*, vol. 275, p. 799-807, févr. 2015, doi: 10.1016/j.jpowsour.2014.11.065.
[73] J. Jaguemont, L. Boulon, P. Venet, Y. Dubé, et A. Sari, « Lithium-ion battery aging experiments at subzero temperatures and model development for capacity fade estimation », *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 65, nº 6, p. 4328–4343, 2015.
[74] J. Jaguemont, L. Boulon, P. Venet, Y. Dubé, et A. Sari, « Low temperature aging tests for lithium-ion batteries », in *2015 IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, juin 2015, p. 1284-1289, doi: 10.1109/ISIE.2015.7281657.
[75] L. Vichard, « Contribution à l'étude du vieillissement des composants batterie et pile à combustible en usage réel », These de doctorat, Bourgogne Franche-Comté, 2019.
[76] N. Rizoug, R. Sadoun, T. Mesbahi, P. Bartholumeus, et P. LeMoigne, « Aging of high power Li-ion cells during real use of electric vehicles », *IET Electr. Syst. Transp.*, vol. 7, nº 1, p. 14–22, 2017.
[77] 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, 2013.
[78] V. Marano, S. Onori, Y. Guezennec, G. Rizzoni, et N. Madella, « Lithium-ion batteries life estimation for plug-in hybrid electric vehicles », in *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2009, p. 536–543.
[79] A. Devie, « Caractérisation de l'usage des batteries Lithium-ion dans les véhicules électriques et hybrides. Application à l'étude du vieillissement et de la fiabilité », phdthesis, Université Claude Bernard - Lyon I, 2012.
[80] P. Kreczanik, B. Jeanneret, et S. Pelissier, « Construction of Database on Real World Uses of Electric Vehicles - A French Case », in *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, oct. 2014, p. 1-5, doi: 10.1109/VPPC.2014.7007034.

[81] J. Han, M. Kamber, et J. Pei, *Data Mining : Concepts and Techniques 3rd edition Ed. 3*. Elsevier Science, 2011.
[82] E. Triantaphyllou, *Data Mining and Knowledge Discovery via Logic-Based Methods*, vol. 43. Boston, MA: Springer US, 2010.
[83] D. J. Hand, P. in the D. of S. D. J. Hand, H. Mannila, et P. Smyth, *Principles of Data Mining*. MIT Press, 2001.
[84] S. Tufféry, *Data mining et statistique décisionnelle - 4ème édition*, 4e édition. Paris: Editions technip, 2012.
[85] S. Tufféry, *Data mining et statistique décisionnelle: l'intelligence des données*. Editions TECHNIP, 2010.
[86] « Data Mining Process | Complete Guide to Data Mining Process », *EDUCBA*, août 11, 2019. https://www.educba.com/data-mining-process/ (consulté le janv. 13, 2020).
[87] M. J. A. Berry et G. S. Linoff, *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management*. John Wiley & Sons, 2004.
[88] F. Gorunescu, *Data Mining: Concepts, Models and Techniques*. Springer Science & Business Media, 2011.
[89] I. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*. Springer Science & Business Media, 2013.
[90] B. Escofier et J. Pagès, *Analyses factorielles simples et multiples : Cours et études de cas Ed. 5*. Dunod, 2016.
[91] R. R. Herrera et D. S.-L. Gac, *Initiation à l'analyse factorielle des données : Fondements des mathématiques et interprétations, cours et exercices*. Paris: Ellipses Marketing, 2002.
[92] M. VALLET, « Analyse des données », 1985.
[93] B. Escofier-Cordier, « L'analyse factorielle des correspondances », *Cah. Bur. Univ. Rech. Opérationnelle Sér. Rech.*, vol. 13, p. 25–59, 1969.
[94] B. Escofier, « Une représentation des variables dans l'analyse des correspondances multiples », *Rev. Stat. Appliquée*, vol. 27, nº 4, p. 37–47, 1979.
[95] Y. Renisio et R. Sinthon, « L'analyse des correspondances multiples au service de l'enquête de terrain », *Genèses*, nº 4, p. 109–125, 2014.
[96] C. Duby et S. Robin, « Analyse en composantes principales », *Inst. Natl. Agron. Paris-Grignon*, vol. 80, 2006.
[97] R. Palm, « L'analyse en composantes principales: principes et applications », *Notes Stat. Inform.*, nº 2, p. 1–31, 1998.
[98] M. Tenenhaus, « Analyse en composantes principales d'un ensemble de variables nominales ou numériques », *Rev. Stat. Appliquée*, vol. 25, nº 2, p. 39–56, 1977.
[99] L. Lebart, A. Morineau, et M. Piron, *Statistique exploratoire multidimensionnelle: visualisations et inférences en fouilles de données : [cours et exercices corrigés*. Paris: Dunod, 2014.
[100] J.-P. Nakache et J. Confais, *Approche pragmatique de la classification: arbres hiérarchiques, partitionnements*. Editions TECHNIP, 2004.
[101] M. W. Berry, A. Mohamed, et B. W. Yap, *Supervised and Unsupervised Learning for Data Science*. Springer Nature, 2019.
[102] T. Kohonen, « Essentials of the self-organizing map », *Neural Netw.*, vol. 37, p. 52-65, janv. 2013, doi: 10.1016/j.neunet.2012.09.018.
[103] W. Feng, N. Guan, Y. Li, X. Zhang, et Z. Luo, « Audio visual speech recognition with multimodal recurrent neural networks », in *2017 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, mai 2017, p. 681-688, doi: 10.1109/IJCNN.2017.7965918.
[104] C. L. Wilson, G. T. Candela, et C. I. Watson, « Neural network fingerprint classification », *J. Artif. Neural Netw.*, vol. 1, nº 2, p. 203–228, 1994.
[105] I. Kanellopoulos et G. G. Wilkinson, « Strategies and best practice for neural network image classification », *Int. J. Remote Sens.*, vol. 18, nº 4, p. 711–725, 1997.
[106] S. Khan, H. Rahmani, S. A. A. Shah, et M. Bennamoun, *A Guide to Convolutional Neural Networks for Computer Vision*. Morgan & Claypool Publishers, 2018.
[107] P. Borne, M. Benrejeb, et J. Haggège, *Les réseaux de neurones: présentation et applications*. Editions OPHRYS, 2007.
[108] S. Kumar, *Neural Networks: A Classroom Approach*. Tata McGraw-Hill Education, 2004.

[109] O. Campesato, *Artificial Intelligence, Machine Learning, and Deep Learning*. Stylus Publishing, LLC, 2020.
[110] G. Dreyfus, *Réseaux de neurones: méthodologie et applications*. Paris: Eyrolles, 2002.
[111] X. Dang, L. Yan, K. Xu, X. Wu, H. Jiang, et H. Sun, « Open-Circuit Voltage-Based State of Charge Estimation of Lithium-ion Battery Using Dual Neural Network Fusion Battery Model », *Electrochimica Acta*, vol. 188, p. 356-366, janv. 2016, doi: 10.1016/j.electacta.2015.12.001.
[112] Y. Guo, Z. Zhao, et L. Huang, « SoC Estimation of Lithium Battery Based on Improved BP Neural Network », *Energy Procedia*, vol. 105, p. 4153-4158, mai 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.03.881.
[113] Y. Xing, W. He, M. Pecht, et K. L. Tsui, « State of charge estimation of lithium-ion batteries using the open-circuit voltage at various ambient temperatures », *Appl. Energy*, vol. 113, p. 106-115, janv. 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2013.07.008.
[114] W. He, N. Williard, C. Chen, et M. Pecht, « State of charge estimation for Li-ion batteries using neural network modeling and unscented Kalman filter-based error cancellation », *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 62, p. 783-791, nov. 2014, doi: 10.1016/j.ijepes.2014.04.059.
[115] J. Chen, Q. Ouyang, C. Xu, et H. Su, « Neural network-based state of charge observer design for lithium-ion batteries », *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 26, nº 1, p. 313–320, 2017.
[116] H. Chaoui, C. C. Ibe-Ekeocha, et H. Gualous, « Aging prediction and state of charge estimation of a LiFePO4 battery using input time-delayed neural networks », *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 146, p. 189-197, mai 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.01.032.
[117] J. Wu, C. Zhang, et Z. Chen, « An online method for lithium-ion battery remaining useful life estimation using importance sampling and neural networks », *Appl. Energy*, vol. 173, p. 134-140, juill. 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.04.057.
[118] Y. Wang, D. Yang, X. Zhang, et Z. Chen, « Probability based remaining capacity estimation using data-driven and neural network model », *J. Power Sources*, vol. 315, p. 199-208, mai 2016, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.03.054.
[119] L. Wu, X. Fu, et Y. Guan, « Review of the remaining useful life prognostics of vehicle lithium-ion batteries using data-driven methodologies », *Appl. Sci.*, vol. 6, nº 6, p. 166, 2016.
[120] S. Johannes, J. Patrick, et F. Wolf, *Cross-border Mobility for Electric Vehicles: Selected results from one of the first cross-border field tests in Europe*. KIT Scientific Publishing, 2016.
[121] R. M. Gray, *Entropy and information theory*, 2nd ed. New York: Springer, 2011.
[122] K. S. Nesamani et K. P. Subramanian, « Development of a driving cycle for intra-city buses in Chennai, India », *Atmos. Environ.*, vol. 45, nº 31, p. 5469-5476, oct. 2011, doi: 10.1016/j.atmosenv.2011.06.067.
[123] G. Castignani, T. Derrmann, R. Frank, et T. Engel, « Validation study of risky event classification using driving pattern factors », in *2015 IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT)*, nov. 2015, p. 1-6, doi: 10.1109/SCVT.2015.7374228.
[124] N. Tajunisha et V. Saravanan, « An Increased Performance of Clustering High Dimensional Data Using Principal Component Analysis », in *2010 First International Conference on Integrated Intelligent Computing*, août 2010, p. 17-21, doi: 10.1109/ICIIC.2010.31.
[125] G. Saporta, *Probabilités, analyse des données et statistique*. Paris: Technip, 2011.
[126] D. D. Suhr, « Principal component analysis vs. exploratory factor analysis », *SUGI 30 Proc.*, vol. 203, p. 230, 2005.
[127] A. S. Beavers, J. W. Lounsbury, J. K. Richards, S. W. Huck, G. J. Skolits, et S. L. Esquivel, « Practical considerations for using exploratory factor analysis in educational research. », *Pract. Assess. Res. Eval.*, vol. 18, 2013.
[128] M. R. Berthold, H.-J. Lenz, E. Bradley, R. Kruse, et C. Borgelt, *Advances in Intelligent Data Analysis V 5th International Symposium on Intelligent Data Analysis, IDA 2003, Berlin, Germany, August 28-30, 2003. Proceedings*. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2003.
[129] J. V. de Oliveira et W. Pedrycz, *Advances in Fuzzy Clustering and its Applications*. John Wiley & Sons, 2007.
[130] K. Zhou, C. Fu, et S. Yang, « Fuzziness parameter selection in fuzzy c-means: The perspective of cluster validation », *Sci. China Inf. Sci.*, vol. 57, nº 11, p. 1-8, nov. 2014, doi: 10.1007/s11432-014-5146-0.

[131] J. C. Bezdek, *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Springer Science & Business Media, 2013.
[132] F. Klawonn et F. Höppner, « What Is Fuzzy about Fuzzy Clustering? Understanding and Improving the Concept of the Fuzzifier », in *Advances in Intelligent Data Analysis V*, 2003, p. 254-264.
[133] K. Gurney, *An Introduction to Neural Networks*. CRC Press, 2003.
[134] G. Dreyfus, *Apprentissage statistique*. 2008.
[135] S. Tufféry, *Big data, machine learning et apprentissage profond*. 2019.
[136] J. Vesanto, J. Himberg, E. Alhoniemi, et J. Parhankangas, « Self-organizing map in Matlab: the SOM toolbox », in *In Proceedings of the Matlab DSP Conference*, 1999, p. 35–40.
[137] S. A. Medjahed, T. A. Saadi, et A. Benyettou, « Breast cancer diagnosis by using k-nearest neighbor with different distances and classification rules », *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 62, nº 1, 2013.
[138] A. Yadav, S. S. Bhelekar, T. V. Lanjekar, et P. S. Parab, « Feasibility analysis of various Distance Measuring algorithms for Geo-location Coordinate based tracking system ».
[139] P. C. Mahalanobis, « On the generalised distance in statistics », in *Proceedings of the National Institute of Sciences of India*, 1936, vol. 2, p. 49–55.
[140] R. De Maesschalck, D. Jouan-Rimbaud, et D. L. Massart, « The Mahalanobis distance », *Chemom. Intell. Lab. Syst.*, vol. 50, nº 1, p. 1-18, janv. 2000, doi: 10.1016/S0169-7439(99)00047-7.
[141] R. Tibshirani, G. Walther, et T. Hastie, « Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic », *J. R. Stat. Soc. Ser. B Stat. Methodol.*, vol. 63, nº 2, p. 411–423, 2001.
[142] D. Hainaut, « A self-organizing predictive map for non-life insurance », *Eur. Actuar. J.*, vol. 9, nº 1, p. 173–207, 2019.
[143] D. L. Davies et D. W. Bouldin, « A Cluster Separation Measure », *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-1, nº 2, p. 224-227, avr. 1979, doi: 10.1109/TPAMI.1979.4766909.
[144] P. Rong et M. Pedram, « An analytical model for predicting the remaining battery capacity of lithium-ion batteries », *IEEE Trans. Very Large Scale Integr. VLSI Syst.*, vol. 14, nº 5, p. 441–451, 2006.
[145] J. de Hoog *et al.*, « Combined cycling and calendar capacity fade modeling of a Nickel-Manganese-Cobalt Oxide Cell with real-life profile validation », *Appl. Energy*, vol. 200, p. 47-61, août 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.018.
[146] J. Andersson, *Lifetime estimation of lithium-ion batteries for stationary energy storage system*. 2017.
[147] P. A. Gagniuc, *Markov Chains: From Theory to Implementation and Experimentation*. John Wiley & Sons, 2017.
[148] E. Vinot, R. Trigui, et B. Jeanneret, « A complete set of tools for hybrid Vehicle Design: from cybernetic model to Hardware in the loop simulation », in *Proceedings of the Advances in Hybrid Powertrain International Conference*, 2008, p. 25–26.
[149] 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. Sécurisé*, vol. 83, p. 129–150, 2004.
[150] A. Florescu, H. Turker, S. Bacha, et E. Vinot, « Energy management system for hybrid electric vehicle: Real-time validation of the VEHLIB dedicated library », in *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2011, p. 1–6.
[151] F. Baouche, « Outils pour l'optimisation de la consommation des véhicules électriques », These de doctorat, Vaulx-en-Velin, Ecole nationale des travaux publics, 2015.
[152] 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, doi: 10.1016/j.enpol.2012.04.017.
[153] A. Hoke, A. Brissette, K. Smith, A. Pratt, et D. Maksimovic, « Accounting for Lithium-Ion Battery Degradation in Electric Vehicle Charging Optimization », *IEEE J. Emerg. Sel. Top. Power Electron.*, vol. 2, nº 3, p. 691-700, sept. 2014, doi: 10.1109/JESTPE.2014.2315961.
[154] A. Babin, N. Rizoug, T. Mesbahi, D. Boscher, Z. Hamdoun, et C. Larouci, « Total Cost of Ownership Improvement of Commercial Electric Vehicles Using Battery Sizing and Intelligent

Charge Method », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 54, nº 2, p. 1691-1700, mars 2018, doi: 10.1109/TIA.2017.2784351.
[155] S. Zilloniz, « Les temps de déplacement entre domicile et travail », nº N° 081, nov. 2015.
[156] D. Dua et C. Graff, « UCI machine learning repository », 2017.
[157] F. Faure, « SUSPENSION MAGNETIQUE POUR VOLANT D'INERTIE », juin 2003, doi: https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00383510/document.
[158] C.-J. Yang, « Pumped Hydroelectric Storage », in *Storing Energy*, Elsevier, 2016, p. 25-38.
[159] « Le stockage / Point de vue d'Emmanuel Puchala (GDF SUEZ) ». http://www.smartgrids-cre.fr/index.php?p=stockage-gdf-suez (consulté le déc. 12, 2019).
[160] H.-M. Kim, J. Rutqvist, D.-W. Ryu, B.-H. Choi, C. Sunwoo, et W.-K. Song, « Exploring the concept of compressed air energy storage (CAES) in lined rock caverns at shallow depth: A modeling study of air tightness and energy balance », *Appl. Energy*, vol. 92, p. 653-667, avr. 2012, doi: 10.1016/j.apenergy.2011.07.013.
[161] M. C. Plummer, C. P. Koehler, D. R. Flanders, R. F. Reidy, et C. A. Ordonez, « Cryogenic Heat Engine Experiment », in *Advances in Cryogenic Engineering*, P. Kittel, Éd. Boston, MA: Springer US, 1998, p. 1245-1252.
[162] D. Laing, C. Bahl, T. Bauer, D. Lehmann, et W.-D. Steinmann, « Thermal energy storage for direct steam generation », *Sol. Energy*, vol. 85, nº 4, p. 627-633, avr. 2011, doi: 10.1016/j.solener.2010.08.015.
[163] M. R. Álvarez et D. P. S. de Almería-CIEMAT, « Energia solar termoelectrica », *Dir. Plataforma Sol. Almería-CIEMAT TABERNAS Almería*, 2006.
[164] J. DESESSARD, *Coût réel de l'électricité-Électricité: assumer les coûts et préparer la transition énergétique (rapport de commission d'enquête)*. Paris, Sénat, 2012.
[165] M. Peemen, R. Shi, S. Lal, B. Juurlink, B. Mesman, et H. Corporaal, « The Neuro Vector Engine: Flexibility to Improve Convolutional Net Efficiency for Wearable Vision », in *Proceedings of the 2016 Design, Automation & Test in Europe Conference & Exhibition (DATE)*, 2016, p. 1604-1609, doi: 10.3850/9783981537079_0849.
[166] L. Medsker et L. C. Jain, *Recurrent Neural Networks: Design and Applications*. CRC Press, 1999.
[167] M. ElHefnawi et M. Mysara, *Recurrent Neural Networks and Soft Computing*. BoD – Books on Demand, 2012.

Annexes

Annexe A

1 Energie mécanique

1.1 Stations de transfert d'énergie par pompage (STEP)

Pendant les périodes de forte demande d'électricité (heures de pointe), l'eau est libérée du réservoir supérieur pour produire de l'électricité. En contrepartie, le stockage de l'énergie se fait pendant les heures creuses (quand l'électricité coûte moins cher) en déplaçant l'eau du réservoir inférieur vers le réservoir supérieur à l'aide du système de pompage. La Figure A.1 illustre le fonctionnement de ce système de stockage d'énergie pendant les deux phases [14].

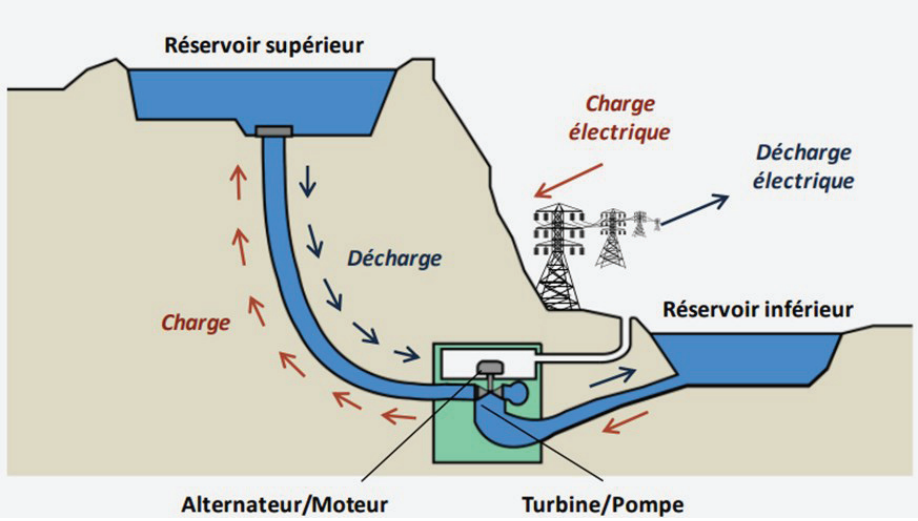


Figure A.1 : Schéma de principe d'une STEP à conduit souterrain[14]

C'est une technologie mature et efficace avec des rendements de cycles avoisinant les 80 %. C'est pourquoi, cette technologie est actuellement la plus utilisée pour des applications de très forte puissance (correspondant à une énergie de quelques dizaines de GWh). En effet, la capacité de stockage dépend de deux paramètres : la hauteur de la cascade et le volume d'eau [8], [157]. Cette relation est illustrée sur la Figure A.2 qui représente le volume et la hauteur nécessaires pour stocker 6 MWh.

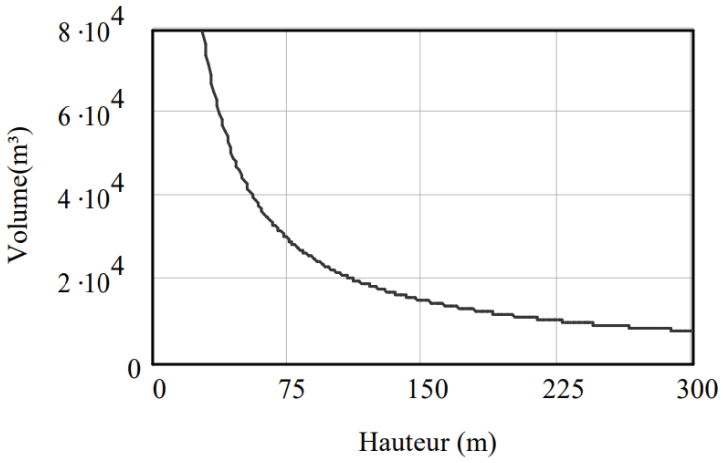


Figure A.2 : Hauteur et volume d'eau nécessaires pour stocker 6 MWh

Les STEP sont l'un des moyens de stockage de l'énergie les moins couteux grâce à leurs longues durées de vie [15] et leur grande capacité de stockage. En effet, la majorité de la capacité installée dans le monde est assurée par ce type de stockage d'énergie. Il représente en effet 99% de la capacité mondiale de stockage [5]. Néanmoins, les STEP présentent plusieurs inconvénients, en effet, en plus de leurs impacts potentiels sur l'environnement, ces systèmes de stockage requièrent un terrain adapté ayant une différence d'altitude significative avec une quantité importante de ressource d'eau. En plus, les STEP requièrent un coût d'investissement élevé avec une durée de construction conséquente [158].

1.2 Stockage d'énergie par air comprimé CAES

Comme les STEP, le stockage d'énergie par air comprimé (Compressed Air Energy Storage - CAES) consiste à emmagasiner l'électricité disponible à bas coût produite en heures creuses pour l'utiliser pendant les heures de pointes.

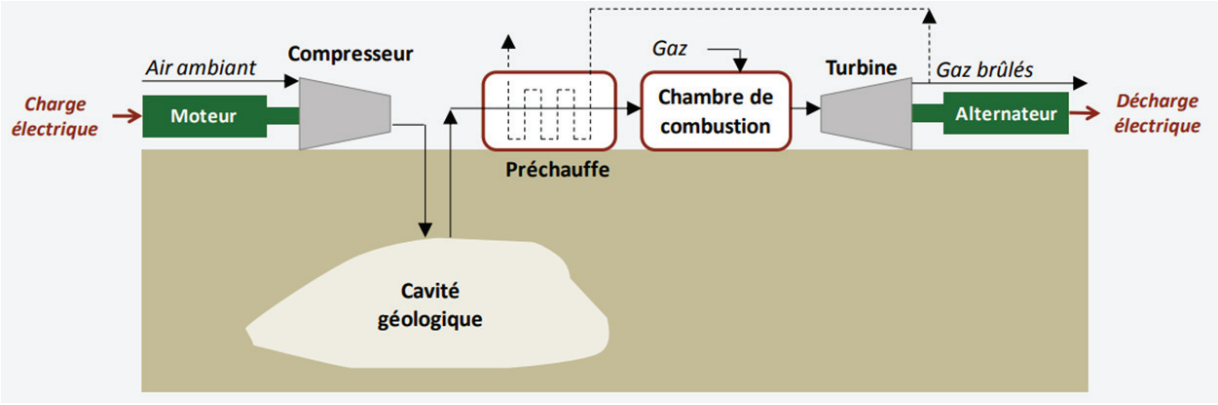


Figure A.3 : Schéma de principe d'une installation CAES souterrain (2ème génération) [14]

Il existe trois générations de CAES. Dans la première génération, la chaleur de compression est complètement évacuée et du gaz est brûlé pour chauffer l'air comprimé à la sortie (l'air est réchauffé pour éviter qu'il ne sorte à - 100 °C). Dans la deuxième génération, la chaleur d'une turbine est utilisée pour réchauffer l'air ; cela permet d'avoir une meilleure efficacité. La troisième génération est le

stockage adiabatique dans lequel la chaleur de compression est stockée en même temps que l'air, ce qui permet d'avoir un meilleur rendement et d'avoir une installation neutre au niveau carbone [159].

Les CAES partagent plusieurs des qualités attrayantes des STEP, tels qu'une grande capacité de puissance (50–300 MW), une grande capacité de stockage d'énergie, un démarrage rapide (9 min de démarrage d'urgence, 12 min de fonctionnement normal), une longue période de stockage (plus d'un an) et une efficacité relativement élevée (60–80%) [11], [160]. Mais ils présentent également des inconvénients, tels que la disponibilité d'un site approprié, le temps de construction assez long et le coût initial relativement élevé.

1.3 Volants d'inertie

Il s'agit d'un système de stockage d'électricité sous forme d'énergie cinétique. En d'autres termes l'énergie est stockée sous forme de rotation mécanique. Il est composé principalement d'une masse tournante (disque ou un rotor) généralement en acier massif ou en matériaux composites (fibre de carbone et fibre de verre) couplée à une machine électrique permettant cette conversion d'énergie.

Ce système de stockage est caractérisé principalement par un temps de réponse très élevé, un bon rendement charge/ décharge (environ 80%) et une longue durée de vie. Néanmoins, la quantité d'énergie stockée par ce système est limitée et à cause des phénomènes d'autodécharge, les volants d'inertie ont une autonomie faible qui limite leurs utilisations à des applications de régulation et d'optimisation énergétique.

2 Energie thermique

Il s'agit d'une technique mature de stockage avec des réalisations de l'ordre de 1 à 10 MW. Elle concerne majoritairement les marchés industriels et tertiaires mais malgré qu'elle peut aussi répondre aux besoins des particuliers, elle ne peut pas être utilisé pour des applications embarquées. Cette technique consiste à stocker l'énergie sous forme de froid ou de chaleur. Il existe 3 types de stockage thermique d'énergie, celui par chaleur sensible, par chaleur latente et le stockage chimique de la chaleur [18]. Le stockage par chaleur sensible consiste à emmagasiner de l'énergie dans une substance en changeant sa température pour pouvoir la récupérer ultérieurement. Le stockage par chaleur latente est réalisé en stockant l'énergie dans une substance sous forme de chaleur latente de changement d'état physique. Quant au stockage thermochimique, il repose sur l'usage des substances pouvant avoir des réactions chimiques réversibles endothermique et exothermique.

2.1 Stockage d'énergie à faible température

Le stockage à faible température peut être cryogénique ou aquifère.

Le stockage aquifère à faible température consiste à refroidir ou glacer l'eau pendant les heures creuses pour pouvoir l'utiliser pour réduire la consommation énergétique pour le refroidissement et la climatisation.

Le stockage cryogénique (Cryogenic Energy Storage (CES)) est basé sur la liquéfaction du gaz (cryogène souvent azote liquide ou air liquide) pendant les heures creuses ou à travers des sources d'énergie renouvelable, puis pendant les heures de pointe, le cryogène est libéré et chauffé ce qui augmente la pression et permet de générer de l'électricité [10]. Le stockage cryogénique peut également être utilisé directement pour la réfrigération et la climatisation. Il peut également être utilisé pour propulser des véhicules [161]. Le CES est caractérisé par une densité d'énergie relativement élevée (100–200 Wh / kg), un faible coût et une période de stockage relativement longue. Toutefois, parce que la procédure actuelle de la liquéfaction est très énergivore, l'efficacité du CES est alors relativement faible (40∼50%) [10].

2.2 Stockage d'énergie à haute température

Le stockage de l'énergie à haute température est réalisé en utilisant des matériaux liquides et solides. Pour le stockage de l'énergie sous forme solide, le béton et les céramiques coulables sont les matériaux les plus utilisés grâce à leur conductivité thermique appropriée et leur faible coût [162]. En ce qui concerne le stockage de l'énergie sous forme liquide, les liquides ioniques et les sels fondus sont les matériaux les plus adaptés pour le stockage de l'énergie et la génération de l'énergie avec efficacité [19]. Le stockage de l'énergie est réalisé en chauffant les sels fondus jusqu'à quelques centaines de degré Celsius. Puis, cette énergie peut être récupérée en refroidissant ces sels. La Figure A.4 montre le principe d'une centrale électrique à tour avec stockage à deux réservoirs de sel fondu.

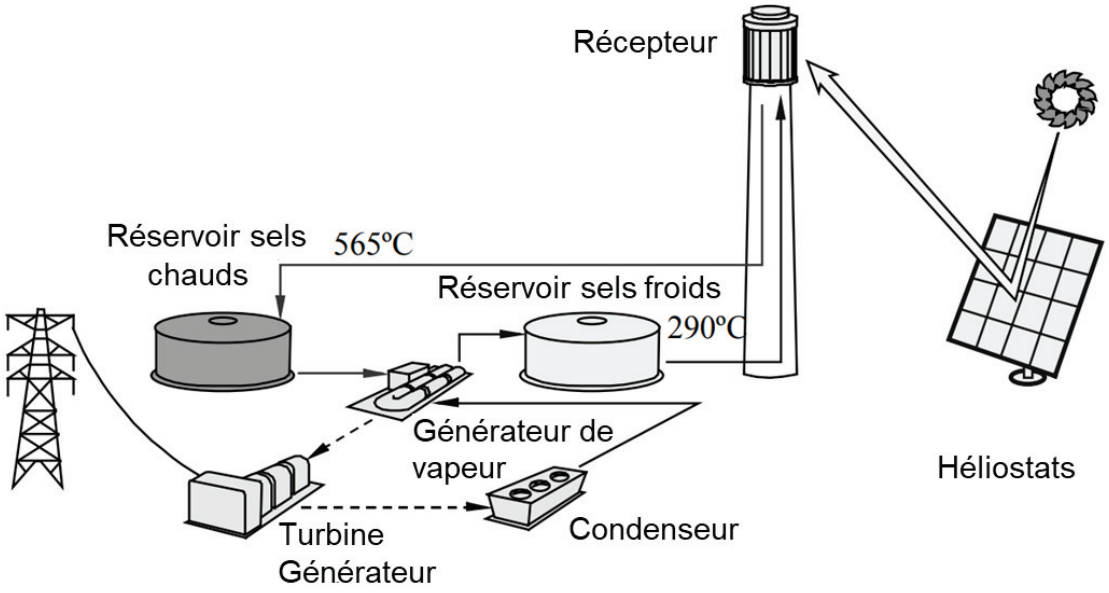


Figure 0

Figure A.4 : Schéma d'une centrale électrique à tour avec 2 réservoirs des sels fondus [163]

3 Stockage Electrochimique

3 .1 Batteries à circulation

Le stockage de l'énergie par les batteries à circulation est assuré, à la différence des autres accumulateurs, par des composants chimiques à l'état liquide. Les batteries de circulation appelé aussi batteries « redox-flow » sont constituées de 2 électrolytes circulant à travers des électrodes pour produire

ou absorber l'électricité. Ces électrolytes sont séparés par une membrane permettant l'échange des ions. La capacité de stockage est proportionnelle à la quantité d'électrolyte utilisée et la puissance dépend de la surface active de la cellule [10].

Différents types d'électrolytes ont été développés en utilisant le brome comme élément central : avec du zinc (ZnBr), du sodium (NaBr), du vanadium (VBr) et, plus récemment, du polysulfure de sodium [8]. Une représentation de la batterie à circulation est donnée sur la Figure A.5.

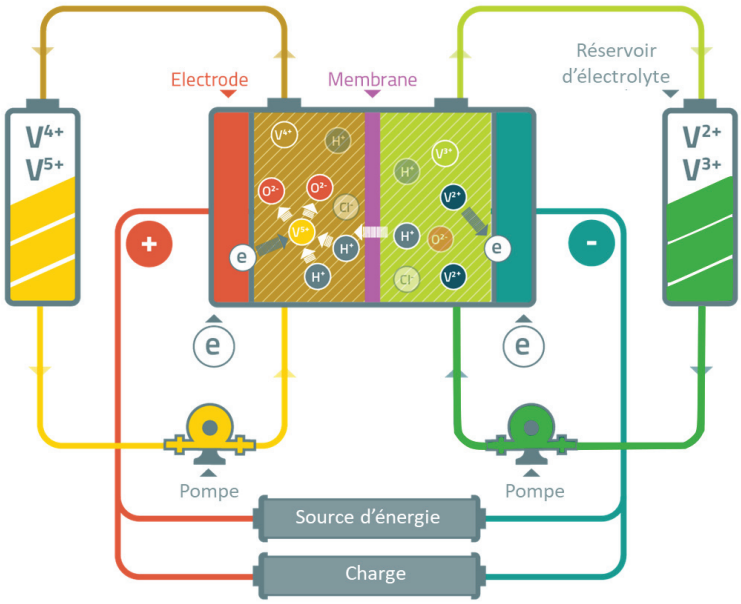


Figure A.5 : Batterie de circulation en vanadium [24]

Ces batteries sont caractérisées par leurs grande modularité (large plage ratios puissance / énergie), leur faible autodécharge et leur durée de vie assez élevée [25] (plus de 10000 cycles et plus de 10 ans). Néanmoins, le principal inconvénient de ces batteries est leurs densités d'énergie massique et volumique relativement faibles par rapport à d'autres technologies de batterie, ce qui réduit leur pertinence dans certaines applications non stationnaires [19].

3.2 Vecteur hydrogène

Les systèmes de stockage d'énergie à hydrogène utilisent principalement un électrolyseur pour décomposer de l'eau en oxygène et en hydrogène pendant les périodes de faible consommation d'électricité. L'hydrogène est ensuite stocké sous forme d'hydrure métallique ou sous forme liquide ou à grande pression.

La restitution de l'énergie peut être réalisée avec différents moyens :

- via une pile à combustible dans une installation fixe ou mobile ;
- en synthétisant du gaz naturel selon le procédé de la méthanation. Ce gaz peut être injecté directement dans le réseau de gaz existant. Il peut aussi être utilisé pour alimenter une centrale à gaz « classique », produisant de l'électricité ;
- en utilisant l'hydrogène directement dans une centrale à gaz spécialement conçue à cet effet, afin de produire de l'électricité.

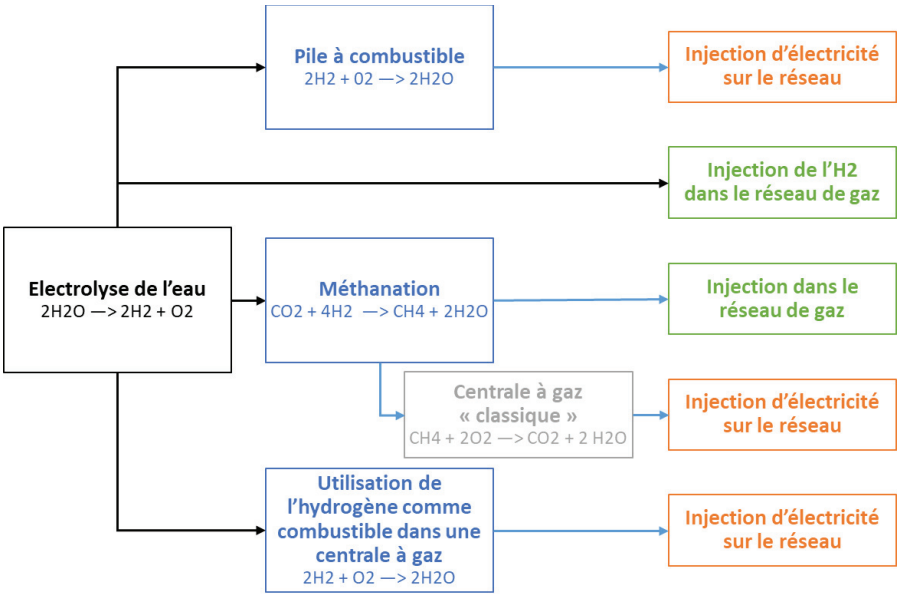


Figure A.6 : Le stockage de l'énergie grâce à l'hydrogène [164]

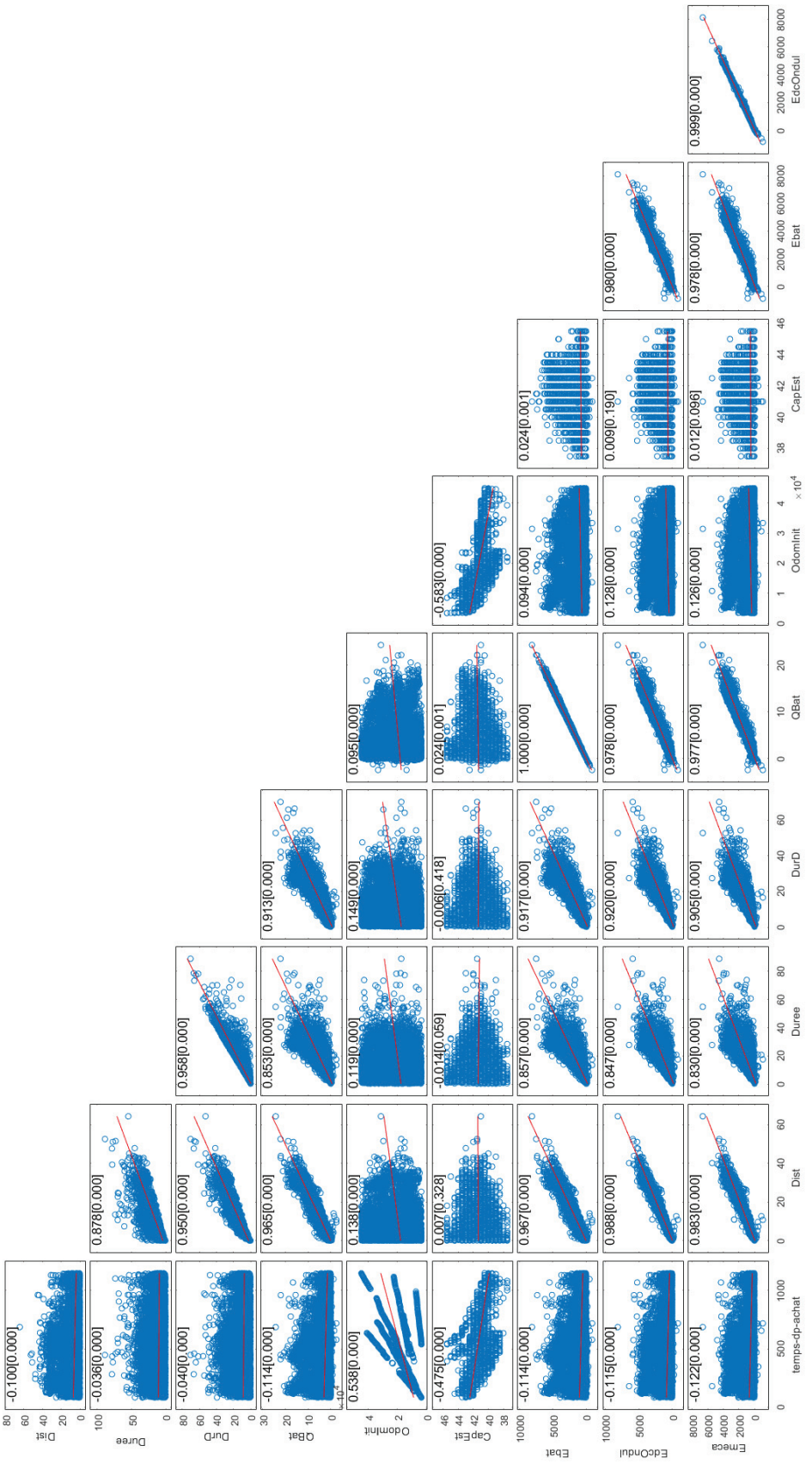
Annexe B

Liste de variables étudiées

1	'temps_dp_achat'	51	'TambInit'	101	'CplEffDep'
2	'Dist'	52	'DeltaTamb'	102	'CplMoyDep'
3	'Duree'	53	'VitMax'	103	'PmecaMax'
4	'DurD'	54	'VitMoy'	104	'PmecaMin'
5	'QBat'	55	'VitMoyDep'	105	'PmecaEffDep'
6	'OdomInit'	56	'DurAr'	106	'PmecaMoyDep'
7	'CapEst'	57	'DurDep'	107	'CplMoyMot'
8	'Ebat'	58	'Duree1v15_DurD'	108	'PmMoyMot'
9	'EdcOndul'	59	'Duree15v30_DurD'	109	'CplMoyGen'
10	'Emeca'	60	'Duree30v40_DurD'	110	'PmecaMoyGen'
11	'EbatKm'	61	'Duree40v50_DurD'	111	't_Mot'
12	'EdcOndulKm'	62	'Duree50v60_DurD'	112	't_Gen'
13	'EmecaKm'	63	'Duree60v70_DurD'	113	't_MotDep'
14	'EauxCal'	64	'Duree70v80_DurD'	114	't_GenDep'
15	'EauxCal_Ebat'	65	'Duree80v90_DurD'	115	'Dist_Mot'
16	'Eaux330V'	66	'Duree90v100_DurD'	116	'Dist_Gen'
17	'Eaux12VCal'	67	'Duree100v110_DurD'	117	'EdcOndulConso'
18	'EDech'	68	'Duree110v120_DurD'	118	'EdcOndulRecup'
19	'ECha'	69	'Duree120vInf_DurD'	119	'EmecaMot'
20	'ECha_EDech'	70	'Dist00v15_DistT'	120	'EmecaGen'
21	'EBatKm'	71	'Dist15v30_DistT'	121	'EmecaMotApPdlAccel'
22	'QDech'	72	'Dist30v40_DistT'	122	'EmecaMotApPdlFr'
23	'QCha'	73	'Dist40v50_DistT'	123	'EmecaMotPiedLv'
24	'QBatKm'	74	'Dist50v60_DistT'	124	'EmecaGenApPdlAccel'
25	'SOCconInit'	75	'Dist60v70_DistT'	125	'EmecaGenApPdlFr'
26	'SOCconFin'	76	'Dist70v80_DistT'	126	'EmecaGenPiedLv'
27	'DeltaSOCcon'	77	'Dist80v90_DistT'	127	'AccMoy'
28	'SOCdispInit'	78	'Dist90v100_DistT'	128	'AccelMax'
29	'SOCdispFin'	79	'Dist100v110_DistT'	129	'AccPosMoy'
30	'DeltaSOCdisp'	80	'Dist110v120_DistT'	130	'DecelMax'
31	'VbatMoy'	81	'Dist120vInf_DistT'	131	'DecelMoy'
32	'VbatInit'	82	'NbArret'	132	'PKE1_DistT'
33	'VbatFin'	83	'NbApPdlFrein'	133	'PKE2_DistAP'
34	'DeltaVbat'	84	'NbApPdlAccel'	134	'PKE12_DistT'
35	'VbatMin'	85	'NbArretKm'	135	'PKE22_DistAP'
36	'VbatMax'	86	'NbApPdlFreinKm'	136	'RPA1_DistT'
37	'DeltaMaxVbat'	87	'NbApPdlAccelKm'	137	'RPA2_DistAP'
38	'IbatMax'	88	'NbApPdlFreinMin'	138	'RPA3_DureeT'
39	'IbatMin'	89	'NbApPdlAccelMin'	139	'RPA4_DureeAP'
40	'IbatMoy'	90	'NbPiedLevMin'	140	'C_filtrée'
41	'IbatEff'	91	't_ApPdlFrein'	141	'ESR_filtrée'
42	't_Char'	92	't_ApPdlAccel'	142	'Qtrac'
43	't_Dech'	93	't_ApPdlFrein1v'	143	'Qaux'
44	'PCharMoy'	94	't_ApPdlAccel1v'	144	'Icarré'
45	'PDechMoy'	95	'Dist_ApPdlFrein'		
46	'PArret'	96	'Dist_ApPdlAccel'		
47	'TbatMoy'	97	'DistAp2Pdl1v_DistT'		
48	'TbatInit'	98	'DistMoyApPdlFrein'		
49	'TbatMax'	99	'CplMax'		
50	'TambMoy'	100	'CplMin'		

Annexe C

Exemples de corrélation



Annexe D

Comparaison des méthodes de classification (1)

Méthode de classification ➔ . Variables ➔		Roulages									Charges					
		R1			R2			R3			C1			C2		
		k-means	Classification floue	réseau competitif	k-means	Classification floue	réseau competitif	k-means	Classification floue	réseau competitif	k-means	Classification floue	réseau competitif	k-means	Classification floue	réseau competitif
SoC initial	%	75,6	+0,3%	+0,5%	73,6	+0,6%	+2,1%	79,6	-2,3%	-4,7%	68,5	+0,5%	+5,5%	40,0	+4,0%	+12,2%
Courant efficace	A	15,7	+6,0%	-12,1%	28,5	-8,5%	-14,5%	39,2	-5,6%	-8,8%	5,5	-0,2%	-1,6%	5,8	-0,1%	-0,1%
Courant charge maxi	A	35,0	+6,0%	-9,8%	61,3	-8,7%	-18,3%	87,5	-5,6%	-6,4%	6,7	+0,0%	-0,1%	6,7	-0,2%	-0,3%
courant de décharge maxi	A	61,3	+6,2%	-12,2%	117,4	-9,1%	-15,5%	153,0	-4,5%	-7,6%	0,0	+0,0%	+0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
Q charge	Ah	0,2	+15,3%	-16,7%	0,5	-11,9%	-35,3%	1,3	-11,8%	-15,9%	7,2	+0,3%	-23,5%	23,1	-5,4%	-13,6%
Q décharge	Ah	1,0	+16,7%	-12,7%	2,4	-7,8%	-38,9%	9,0	-15,6%	-22,1%	0,0	+0,0%	-0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
Q déch par km	Ah/km	0,6	-3,5%	-0,7%	0,6	+2,9%	+6,4%	0,5	+6,5%	-0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
Puissance charge moyenne	W	3767,2	+4,8%	-10,9%	6170,7	-7,6%	-10,9%	7134,5	-3,1%	-4,5%	1867,6	-0,2%	-2,0%	2010,6	-0,2%	-0,2%
Puissance de décharge moy	W	3746,4	+6,3%	-13,2%	7048,8	-8,6%	-16,1%	10241,0	-6,3%	-9,5%	217,1	-0,4%	+4,0%	119,6	+7,4%	+17,7%
Distance	km	1,8	+19,1%	-11,8%	4,6	-7,6%	-41,8%	18,6	-16,2%	-22,5%	0,0	+0,0%	+0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
Vitesse moyenne	km/h	16,7	+6,7%	-9,7%	29,6	-8,0%	-19,6%	49,4	-8,5%	-10,4%	0,0	+0,0%	+0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
Vitesse maxi	km/h	45,9	+4,8%	-5,7%	71,1	-7,4%	-18,2%	105,0	-6,0%	-6,3%	0,0	+0,0%	+0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
Accélération moyenne	m.s-2	0,4	+1,5%	-10,0%	0,5	-3,9%	+3,7%	0,4	+5,8%	+2,4%	0,0	-0,1%	-1,2%	0,0	+0,0%	+0,0%
Décélération moyenne	m.s-2	0,4	+1,4%	-10,1%	0,5	-3,9%	+2,9%	0,4	+5,4%	+3,2%	0,0	+0,0%	+0,0%	0,0	+0,0%	+0,0%
RPA	m.s-2	1,1	+6,4%	-16,0%	2,0	-9,3%	-11,1%	2,3	-2,2%	-5,1%	0,0	+0,2%	+2,1%	0,0	+0,0%	+0,0%
PKE	m.s-2	0,5	+0,1%	-5,8%	0,5	-1,4%	+8,9%	0,3	+10,1%	+5,2%	0,0	+0,9%	+6,6%	0,0	+0,0%	+0,0%
Température ambiante	°C	14,2	+1,0%	+0,2%	14,3	-1,5%	-0,6%	13,0	+2,1%	+4,5%	13,8	+0,1%	+1,6%	11,2	+1,5%	+5,2%
Durée	min	6,4	+4,6%	-2,0%	9,0	-4,1%	-26,8%	22,6	-12,3%	-14,9%	85,6	+0,4%	-21,4%	260,2	-5,4%	-13,5%

Comparaison des méthodes de classification (2)

Méthode de classification → . Variables ↓		Roulages									Charges					
		R1			R2			R3			C1			C2		
		k-means	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif	**k-means**	Classification floue	réseau competitif
SoC initial	%	**75,6**	75,8	76,0	**73,6**	74,0	75,1	**79,6**	77,8	75,9	**68,5**	68,9	72,3	**40,0**	41,6	44,8
Courant efficace	A	**15,7**	16,7	13,8	**28,5**	26,1	24,4	**39,2**	37,0	35,7	**5,5**	5,5	5,4	**5,8**	5,8	5,8
Courant charge maxi	A	**35,0**	37,1	31,5	**61,3**	56,0	50,1	**87,5**	82,6	81,9	**6,7**	6,7	6,6	**6,7**	6,7	6,7
courant de décharge maxi	A	**61,3**	65,2	53,9	**117,4**	106,7	99,2	**153,0**	146,2	141,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Q charge	Ah	**0,2**	0,2	0,2	**0,5**	0,5	0,3	**1,3**	1,2	1,1	**7,2**	7,2	5,5	**23,1**	21,8	19,9
Q décharge	Ah	**1,0**	1,1	0,8	**2,4**	2,2	1,5	**9,0**	7,6	7,0	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Q déch par km	Ah/km	**0,6**	0,6	0,6	**0,6**	0,6	0,6	**0,5**	0,5	0,5	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Puissance charge moyenne	W	**3767,2**	3949,7	3355,6	**6170,7**	5703,5	5499,0	**7134,5**	6912,4	6811,6	**1867,6**	1863,3	1829,8	**2010,6**	2007,2	2006,2
Puissance de décharge moy	W	**3746,4**	3983,5	3251,6	**7048,8**	6441,1	5916,4	**10241,0**	9591,8	9269,4	**217,1**	216,3	225,8	**119,6**	128,4	140,8
Distance	km	**1,8**	2,2	1,6	**4,6**	4,2	2,7	**18,6**	15,6	14,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Vitesse moyenne	km/h	**16,7**	17,8	15,1	**29,6**	27,2	23,8	**49,4**	45,2	44,3	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Vitesse maxi	km/h	**45,9**	48,1	43,2	**71,1**	65,9	58,2	**105,0**	98,6	98,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Accélération moyenne	m.s-2	**0,4**	0,4	0,3	**0,5**	0,5	0,5	**0,4**	0,4	0,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Décélération moyenne	m.s-2	**0,4**	0,4	0,4	**0,5**	0,5	0,6	**0,4**	0,4	0,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
RPA	m.s-2	**1,1**	1,1	0,9	**2,0**	1,8	1,8	**2,3**	2,2	2,1	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
PKE	m.s-2	**0,5**	0,5	0,5	**0,5**	0,5	0,6	**0,3**	0,4	0,4	**0,0**	0,0	0,0	**0,0**	0,0	0,0
Température ambiante	°C	**14,2**	14,4	14,3	**14,3**	14,1	14,2	**13,0**	13,2	13,5	**13,8**	13,8	14,0	**11,2**	11,4	11,8
Durée	min	**6,4**	6,7	6,3	**9,0**	8,6	6,6	**22,6**	19,9	19,3	**85,6**	85,9	67,2	**260,2**	246,2	225,1

Annexe E

Réseaux de neurones artificiels

1 Fonctions d'activation

Il existe plusieurs fonctions d'activation [109], la plus ancienne et la plus utilisée est la sigmoïde (équation 1.13). Cette fonction permet de donner un résultat borné compris entre 0 et 1 (cf. (a)).

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{0.1}$$

La fonction sigmoïde tangentielle (tangente hyperbolique) est similaire à la précèdent à part que la sortie est comprise entre -1 et 1. Cette fonction peut être calculée à l'aide de l'équation (0.2) (cf. A.7(b)).

$$tanh(x) = \frac{e^{x} + e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{0.2}$$

Par contre, lorsque le nombre de couches est important et pour éviter les problèmes de gradient de fuite et l'arrêt prématuré de l'ajustement des poids, la fonction d'activation la plus utilisée est l'unité linéaire rectifiée, ou ReLU. Cette fonction annule toutes les valeurs négatives et laisse inchangées les valeurs positives (cf. A.7(c) et équation (0.3)).

$$ReLU(x) = max(0, x) \tag{0.3}$$

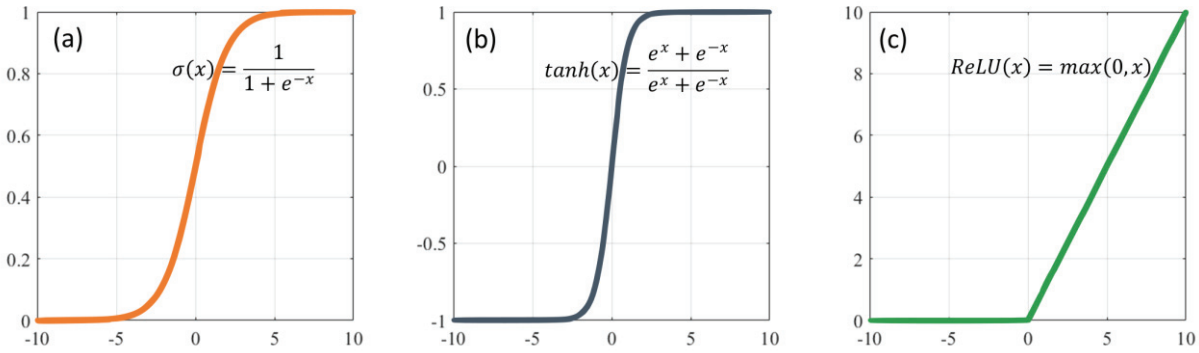


Figure A.7 : représentation graphique de différentes fonctions d'activation

2 Modèles de réseaux de neurones

Il existe plusieurs modèles de réseaux de neurones. Les principaux types de réseaux sont les réseaux de neurones à convolution (Convolution Neural Network), à propagation avant (Feedforward Neural Network), les cartes de Kohonen, les réseaux neuronaux récurrents (Recurrent Neural Network) et le perceptron multicouche (Multilayer perceptron) [110].

Le perceptron multicouche est un réseau bien adapté pour l'étude des données complexes et non linéaires. Chaque nœud d'une couche est associé à une fonction d'activation non linéaire pour le traitement. Ces fonctions sont généralement Sigmoïde (fonction logistique), tanh (tangente hyperbolique), ReLU (l'unité linéaire rectifiée) ou Softmax (fonction exponentielle normalisée) [109]. Ce réseau neuronal est entièrement connecté et a également la capacité d'apprendre par lui-même en modifiant les poids de connexion après le traitement de chaque point de données et l'erreur qu'il génère.

Les réseaux de neurones à convolution (CNN pour « *Convolutional Neural Network* ») sont adaptés à la reconnaissance d'image. L'image est découpée en zones traitées séparément par un neurone artificiel. Tous les neurones de la zone ont les mêmes paramètres de réglage ce qui réduit la complexité du réseau. Ainsi, les CNN sont constitués de couches de convolutions créées en scannant chaque pixel d'images d'un ensemble de données. Au fur et à mesure que les données sont approximées couche par couche, le CNN commence à reconnaître les motifs et donc à reconnaître les objets dans les images. Ces objets sont largement utilisés dans diverses applications de classification, d'identification, etc. Google Translator et Google Lens sont les exemples les plus avancés de CNN [106], [134]. Un exemple d'un réseau CNN est donné par la Figure A.8. Ce réseau contient des couches de convolution, de pooling et des classifications.

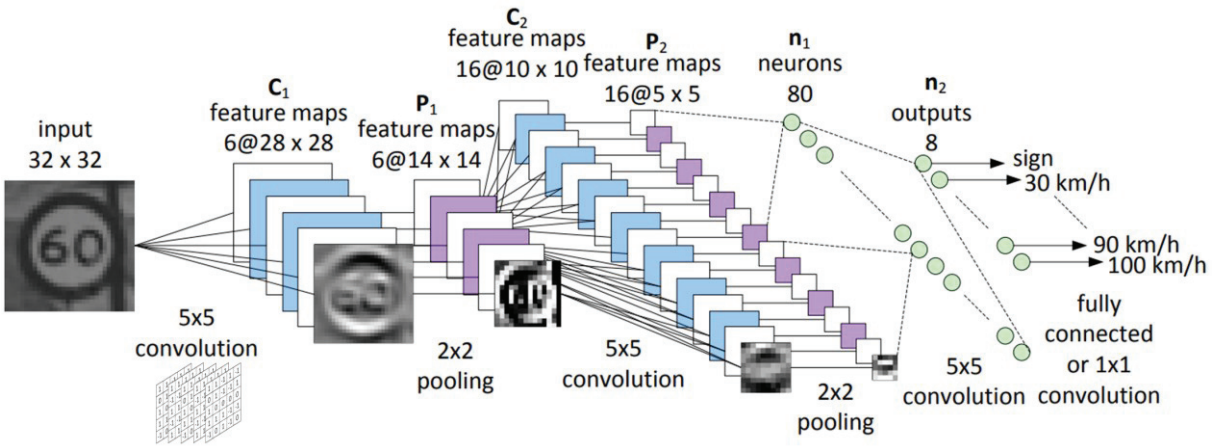


Figure A.8 : Réseau CNN pour la reconnaissance des panneaux de vitesse [165]

Les réseaux de neurones récurrents, « RNN » pour « Recurrent Neural Network », sont les plus adaptés pour les données sous forme des séquences où l'information à détecter dépend de la précédente et suit une évolution temporelle [166], [167]. Ainsi, un réseau de neurones récurrents est constitué de neurones interconnectés interagissant non-linéairement et pour lequel sa structure comporte au moins un cycle. Cette méthode est par conséquent bien adaptée pour la reconnaissance du langage, la traduction et la reconnaissance et la synthèse vocale. Les RNN alimentent la couche d'entrée par la sortie de quelques couches cachées du moment précèdent. Ils aident également le modèle à s'auto-apprendre et à corriger la prédiction [135]. Une représentation graphique d'un réseau RNN est donnée par la Figure A.9.

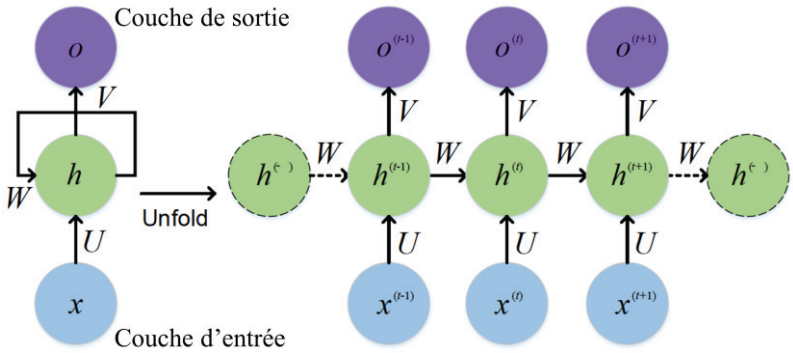


Figure A.9 : Schéma simplifié d'un réseau de neurones récurrents RNN [103]

L'usage des réseaux de neurones est de plus en plus présent aujourd'hui. En effet, ils permettent de modéliser des problèmes très variés comme la classification, le classement, la prédiction, la reconnaissance de parole, de visage, de l'écriture manuscrite dans plusieurs domaines tels que la médecine, l'aéronautique, dans le domaine industriel, militaire. Ces réseaux permettent d'étudier les relations non linéaires et les interactions entre les variables. Cette technique est aussi non paramétrique ce qui signifie qu'il n'y a pas de supposition que les variables explicatives doivent suivre des lois probabilistes particulières.

Néanmoins, l'usage des réseaux de neurones présente plusieurs inconvénients. En effet, en plus du temps de calcul élevé, la difficulté du paramétrage (nombre de nœuds, taux d'apprentissage, etc.) et surtout le risque élevé de sur-apprentissage ainsi que la convergence vers la meilleure solution n'est pas toujours assurée. Enfin, les résultats sont non explicites, ce qui est inacceptable dans certains domaines surtout quand il y a un risque de perte humaine [107], [108], [110].