

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GÉNIE MÉCANIQUE

PAR
OMAR TRIGUI

MÉTHODE DE GESTION ÉNERGÉTIQUE D'UN VÉHICULE ÉLECTRIQUE BASÉE
SUR L'ESTIMATION EN LIGNE DE LA MASSE ET DE COEFFICIENT
DE RÉSISTANCE AU ROULEMENT

Mai 2017

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

Cet essai (2^e ou 3^e cycle) ou mémoire a été dirigé par :

Yves Dubé, directeur de recherche, ProfesseurDépartement génie mécanique, UQTR, IRH

Soussou Kelouwani, codirecteur de recherche, ProfesseurDépartement génie mécanique,

UQTR, IRH

Jury d'évaluation de l'essai ou du mémoire

Yves Dubé, Professeur

Département génie mécanique, UQTR, IRH

Alben Cardenas Gonzalez, Agent de recherche

IRH, UQTR

Ahmed Chériti, Professeur Département génie électrique et génie informatique, UQTR

Skorek, Adam W, ProfesseurDépartement génie électrique et génie informatique, UQTR

Résumé

Depuis la fin du XX^e siècle, les avantages du véhicule électrique, que sont notamment l'économie de carburant et la réduction des émissions de gaz à effet de serre, nous incitent à se tourner vers ce mode de transport. Cependant, l'électrification complète du groupe motopropulseur du véhicule est toujours heurtée à l'autonomie limitée de la batterie, qui représente la seule source d'énergie pour les véhicules rechargeables à batteries (VEBs). Cette étude a pour but d'établir un système de planification énergétique, capable d'étendre l'autonomie du VEB sur un long trajet, avec une optique économique. Il s'agit d'un scénario de recharge des batteries, qui respecte la demande énergétique et une fonction de coût. Notre hypothèse de départ est que l'estimation robuste du coefficient de résistance au roulement et de la masse, comme paramètres qui influent la consommation de l'énergie, assurerait une meilleure prévision de l'énergie consommée durant le trajet. Notre méthodologie est basée en première étape, à développer un algorithme d'estimation de ces deux paramètres, tout en considérant le taux de glissement et la dynamique longitudinale du VEB. Deuxièmement, un scénario optimal de gestion énergétique, qui prédéfinit les arrêts de recharge des batteries, est établi. Ce scénario consiste à optimiser une fonction de coût du système en se basant sur les valeurs estimées de la masse et du coefficient de résistance au roulement et sur le modèle de la batterie, qui intègre la profondeur de décharge, l'état de charge et le nombre de cycles charge/décharge. Les résultats ont montré que l'algorithme des moindres carrés récursifs (MCR) est plus adapté à l'estimation simultanée et en temps-réel de la masse et du coefficient de résistance au roulement, que la méthode des réseaux de neurones. Étant donné que la masse du véhicule et le revêtement de la route peuvent changer au cours du voyage, cet

algorithme considère la variation de la masse et du coefficient de résistance au roulement. Finalement, le scénario optimal qui prédéfinit trois arrêts de recharge sur un trajet de 100 km a été plus économique que le scénario standard, qui ne prévoit aucun plan de recharge. La validation de cette stratégie de gestion énergétique a été réalisée sur le petit véhicule électrique NEMO sur différentes routes, y compris une route enneigée.

Mots clés : Planification énergétique, véhicule électrique rechargeable à batterie, coefficient de résistance au roulement, masse, les moindres carrés récursifs (MCR)

Abstract

Since the end of the 20th century, the transportation system is more and more moving towards the electrification of the powertrain of the vehicle. However, the immediate market share of these electric vehicles has been hindered by the limited range of the battery, which is the sole energy source powering the battery electric vehicles. To overcome this weakness, we aim, in this study, at developing an optimal energy management system for electric battery vehicles during a long trip. This system consists of scheduling several battery charging stops along the route. Our hypothesis is that an efficient energy management system can be obtained by considering online and simultaneous estimations of the mass and the rolling resistance coefficient of the vehicle. Both parameters have an impact on energy consumption. Our methodology is composed of two steps. First, based on the vehicle longitudinal dynamics and considering the slip ratio as a third factor for the estimation, we developed an algorithm for online and simultaneous estimation of the mass and the rolling resistance coefficient. Second, by dynamic programming, we set up the optimal energy management scenario towards minimizing the cost function of the trip. The cost function requires accounting for the charging energy cost, battery degradation and the charging duration. This optimal scenario takes into consideration the estimated values of the mass and the rolling resistance coefficient, as well as the battery model, which includes the depth of the discharge, the state of charge and the number of charge/discharge cycles. Our results showed that recursive least squares (RLS) algorithm-based method is more suitable for real-time monitoring than neural network-based method. This method takes into account possible variations of the mass and the rolling resistance coefficient values during the trip. Compared to the standard scenario,

which does not define any charge plan before the trip, the optimized scenario, which plans three charging stations along 100 km long circuit, leads to better minimization of the trip cost. Our optimized energy management scenario was successfully validated with data from a small pickup battery electric vehicle (NEMO) assays on different surfaces, including snowy roads.

Keywords: battery charging schedule, battery electric vehicle, rolling resistance coefficient, mass, RLS-based method

Dédicaces

Je dédie ce travail à mes chers :

Parents

Sœurs et beaux frères

Grands parents

Tante et ammi Najib

Cousin : Oussema Trigui

Et

Mes adorables nièces : Nour, Yesmin et Kenza

Remerciements

J'aimerais ici trouver le ton et les mots justes pour remercier tous ceux qui m'ont formé, soutenu et qui ont croisé mon chemin tout au long de cette aventure à Trois Rivières.

Je remercie **Yves Dubé** et **Sousso Kelouwani** d'avoir accepté les codirections de mon projet. Je les remercie également pour le soutien continu et la marge de liberté qu'ils m'ont accordés dans le sujet. Je vous remercie également pour les idées d'expériences, les directives et les conseils. Vous avez toujours su comment me motiver et me donner l'exemple de « leader » avec beaucoup de qualités humaines. Merci! J'ai tant appris de vous. Par la pensée, il est possible de revenir deux ans en arrière. Nous sommes en janvier 2015, je viens juste d'arriver à Trois Rivières. La neige m'a bien confirmé qu'un choc thermique m'attendait. Une fois à l'institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) milieu qui m'a semblé accueillant, je me suis bien intégré avec les étudiants du groupe.

Maintenant au terme de cette maîtrise, j'en profite ici pour exprimer ma reconnaissance à **Kodjo Agbossou** d'avoir accepté de diriger mes travaux au laboratoire de l'«Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) ». Je le remercie également pour sa disponibilité et pour les connaissances théoriques qu'il m'a prodiguées. J'exprime ma reconnaissance aux membres de l'équipe IRH, qui m'ont enrichi de conseils et de discussions, sources précieuses de culture. Nous avons passé de bons moments au laboratoire. Mes remerciements s'adressent aussi à Nilson Henao et Cristina Guzman qui m'ont gentiment accueilli dès mon arrivée et m'ont facilité l'intégration au milieu universitaire de l'UQTR et de l'IRH.

Table des matières

Résumé	i
Abstract	iii
Dédicaces	v
Remerciements	vi
Table des matières	vii
Liste des figures	xi
Liste des tableaux	xiii
Liste des abréviations	xiv
Liste des symboles	xv
Chapitre 1. Introduction	1
1.1 Mise en contexte	1
1.2 Problématique	4
1.3 Interrogations relatives au projet de recherche	6
1.4 Objectifs	7
1.5 Méthodologie	8
1.6 Contenu du mémoire	10
Chapitre 2. Revue de littérature	12
2.1 Introduction	12

2.2 Les différentes technologies de véhicules électriques	12
2.2.1 Les véhicules hybrides.....	13
2.2.2 Les véhicules électriques rechargeables à batterie	16
2.3 Facteurs influençant la consommation d'énergie d'un véhicule électrique.....	18
2.3.1 La batterie	18
2.3.2 La masse	23
2.3.3 Résistance aux roulements.....	23
2.3.4 Forces aérodynamiques	24
2.3.5 Conditions météorologique.....	25
2.3.6 Cycle de conduite et récupération de l'énergie.....	26
2.4 Les méthodes de gestion d'énergie	27
2.5 État de l'art sur les méthodes d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement.....	29
2.5.1 Méthodes d'estimation de la masse	30
2.5.2 Méthodes d'estimation du coefficient de résistance au roulement.....	36
2.6 Conclusion	41
Chapitre 3. Modélisation de la gestion énergétique d'un véhicule électrique rechargeable à batterie.....	42
3.1. Introduction.....	42
3.2 Modèle de la dynamique longitudinale.....	43

3.2.1 Modèle physique du véhicule	43
3.2.2 Modèle du pneumatique du véhicule	46
3.3 Modèle de la batterie d'un véhicule électrique rechargeable à batterie	50
3.3.1 Modèle physico-chimique	51
3.3.2 Estimation de l'énergie consommée	52
3.3.3 Modèle de la dégradation de la batterie	55
3.3.4 Description de la fonction de coût	60
3.4 Problématique de la gestion d'énergie d'un véhicule rechargeable à batterie..	65
3.5 Méthode de gestion d'énergie d'un véhicule rechargeable à batterie.....	66
3.5.1 Description de la méthode de gestion d'énergie.....	68
3.5.2 Formulation du problème	69
3.6 Conclusion	70
Chapitre 4. Estimation en ligne de la masse et du coefficient de résistance au roulement et description du scénario de recharge optimal.....	72
4.1 Introduction.....	72
4.2 Description de la méthode d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement	73
4.2.1 Estimation avec la méthode des moindres carrés récursifs avec plusieurs facteurs d'oubli (MCR).....	77
4.2.2 Méthode d'optimisation non linéaire utilisée dans la gestion d'énergie ...	78

4.2.3 Description des méthodes d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement.....	80
4.3 Validation et simulation.....	83
4.3.1 Résultats de l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement par les méthodes 1, 2 et 3	87
4.4 Validation de la méthode de gestion d'énergie optimale.....	95
4.4.1 Validation des mesures de la batterie	95
4.4.2 Description du système de planification énergétique	97
4.4.3 Validation du scénario optimal	102
4.5 Conclusion	108
Chapitre 5 : Discussion, conclusions et perspectives.....	109
5.1 Discussion sur les résultats observés	109
5.2 Perspectives et travaux futurs	114

Liste des figures

Figure 1.1 La consommation d'énergie dans le secteur du transport [1].....	1
Figure 2.1 L'architecture hybride série.....	14
Figure 2.2 L'architecture hybride parallèle (arbre simple)	15
Figure 2.3 L'architecture hybride série/parallèle	16
Figure 2.4 Architecture d'un véhicule électrique	17
Figure 2.5 Graphique comparatif des batteries actuelles en termes de densité gravimétrique et volumétrique [29].....	22
Figure 2.6 Les étapes de la méthode d'estimation proposée dans [67]	40
Figure 3.1 Schéma illustrant les différentes forces longitudinales agissant sur un véhicule en mouvement sur une route inclinée [68].....	43
Figure 3.2 Influence de la masse (A) et du coefficient de résistance au roulement (B) sur la vitesse du véhicule	46
Figure 3.3 Force longitudinale normalisée en fonction du taux de glissement sur trois types de surface [74].....	48
Figure 3.4 Circuit électrique équivalent de la batterie [51].....	51
Figure 3.5 Capacité de la batterie en fonction du courant de décharge	54
Figure 3.6 Nombre de charge/décharge en fonction de la profondeur de décharge des batteries (DOD).....	56

Figure 4.1 Diagramme présentant une estimation en ligne de la réponse dynamique d'un véhicule électrique rechargeable à batterie	74
Figure 4.2 Le petit pick up NEtwork MObility (NEMO)	84
Figure 4.3 Masse estimée vs. réelle.....	88
Figure 4.4 Valeur du coefficient de résistance au roulement estimée vs. expérimental	88
Figure 4.5 Vitesse au niveau des roues (mesurée par NEMO) en fonction du temps.....	89
Figure 4.6 Facteur de glissement estimé (K) vs. réel (K)	90
Figure 4.7 La valeur du coefficient de résistance au roulement estimée vs. expérimental (MCR avec facteur de glissement).....	90
Figure 4.8 Masse estimée vs. réelle (MCR avec facteur de glissement).....	91
Figure 4.9 Coefficient de résistance au roulement estimé	92
Figure 4.10 Coefficient de résistance au roulement variable estimé vs. réel	94
Figure 4.11 Masse variable estimée vs. réelle.....	94
Figure 4.12 Courant expérimental de la batterie	96
Figure 4.13 Voltage expérimental de la batterie	96
Figure 4.14 La feuille de route du système de planification énergétique	98
Figure 4.15 Arrêts de recharge: scénario standard vs. scénario optimal.....	105
Figure 4.16 Stations de recharge en fonction de la durée de vie restante	107

Liste des tableaux

Tableau 2.1 Caractéristiques des différentes technologies de batteries existantes dans le marché des automobiles	20
Tableau 3.1 Débit d'énergie des batteries en fonction de la profondeur de la décharge et le nombre de cycles.....	58
Tableau 4.1 Caractéristiques du véhicule NEMO.....	84
Tableau 4.2 Valeurs expérimentales du coefficient de résistance au roulement	86
Tableau 4.3 Description des caractéristiques des scénarios optimal et standard en utilisant une batterie neuve	100
Tableau 4.4 Comparaison entre les scénarios standard et optimal	104
Tableau 4.5 Caractéristiques du scénario optimal (batterie à 50% d'usure).....	106

Liste des abréviations

<i>A</i>	Ampère
$^{\circ}\text{C}$	Degré Celsius
<i>GPS</i>	Global Position System
<i>GIS</i>	Global Information System
<i>IRH</i>	Institut de Recherche sur l'Hydrogène
<i>KW</i>	Kilowatts
<i>km</i>	Kilomètre
kg/m^3	Kilogramme/Mètre cube
km/h	Kilomètre/heure
<i>MCR</i>	Moindre Carré Récursif
<i>NEMO</i>	Le petit véhicule « pick-up » NEtwork MObility
<i>PD</i>	Programmation Dynamique
<i>RNA</i>	Réseau de Neurones Artificiels
<i>RLS</i>	Recursive Least Squares
<i>VEB</i>	Véhicule électrique rechargeable à batterie
<i>V</i>	Volts
<i>Wh</i>	Wattheures
Wh/m^3	Wattheures/mètre cube

Liste des symboles

A	Surface frontale du véhicule en m^2
C_d	Coefficient de la trainée du véhicule
DOD	Profondeur de décharge
E_{actual}^B	Capacité d'énergie dépensée jusqu'au moment présent en (Kwh)
$E_{nominal}^B$	Capacité d'énergie totale disponible durant la vie utile en (Kwh)
E_{max}^B	Énergie maximale disponible de la batterie en (Kwh)
E_{min}^B	Énergie minimale disponible de la batterie en (Kwh)
F_{DOD}	Dégradation de la batterie
g	Accélération de la gravité exprimée en (m/s^2)
I_B	Débit de courant réel
K	Facteur de glissement
$LifeCycle$	Nombre de cycles à la défaillance du DOD correspondant
M	Masse en (kg)
\tilde{M}	Masse estimée en (kg)
N	Temps de déclenchement
SOC	État de charge (0-1)
P_m	Puissance de propulsion
P_b	Puissance fournie par la batterie

\tilde{P}_m	Puissance mécanique estimée
P_e	Puissance électrique en (W)
PC	Point de charge
η_m^M	Rendement du système de propulsion électrique
η^B	Rendement de la batterie
μ	Coefficient de résistance au roulement
$\tilde{\mu}$	Coefficient de résistance au roulement estimé
β	Pente de la route
σ_x	Taux de glissement
ΔT	Période d'échantillonnage
V_B	Tension au niveau de la batterie en (V)
v	Vitesse longitudinal du véhicule en (m/s)
rpm	Vitesse de rotation de la roue en (tr/min)
ω_{roues}	Couple transmis aux roues en (N.m)
R_{roue}	Rayon de la roue en (m)
ρ	Masse volumique de l'air en kg/m ³

Chapitre 1. Introduction

1.1 Mise en contexte

Depuis le début du XX^e siècle, le progrès technologique et l'amélioration de la qualité de vie ont imposé une croissance importante du secteur du transport. Ceci a créé une grande disponibilité et une vaste répartition de plusieurs types de moyens de transport dans le monde, causant ainsi, une hausse considérable de la consommation d'énergie [1]. Au premier rang se place le transport routier, et plus précisément, les véhicules légers avec 52% de la consommation totale (Figure (1.1)).

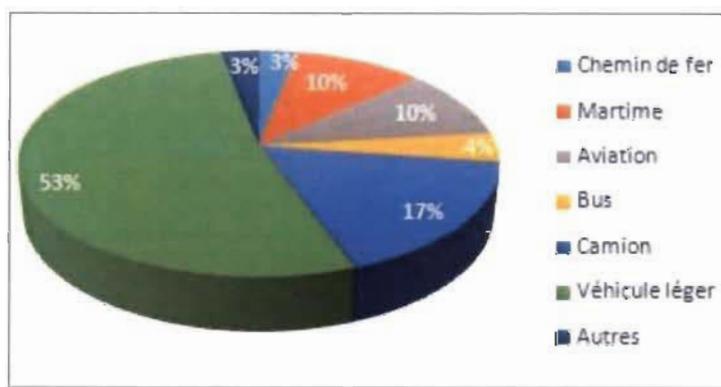


Figure 1.1 La consommation d'énergie dans le secteur du transport [1].

La part de 53% par les véhicules légers comprend 38% de voitures de tourisme et 15% fourgonnettes, et les véhicules utilitaires sport.

Aujourd’hui, plus d’un milliard de véhicules circulent dans les rues et les industriels produisent plus de 80 millions de nouveaux véhicules chaque année. Compte tenu de cette production en masse, les progrès du secteur du transport sont inévitables pour accommoder les besoins modernes de déplacement avec certaines contraintes comme l’épuisement des

ressources fossiles et l'émission de gaz à effet de serre [2]. En effet, pour se déplacer, les véhicules ont besoin d'un travail mécanique pour s'opposer aux forces de résistance à l'avancement. Cette énergie mécanique est générée par un système de conversion énergétique comme un moteur thermique ou une machine électrique qui utilise l'énergie stockée dans le(s) réservoir(s) énergétiques du véhicule. Cependant, cette transformation énergétique est malheureusement imparfaite et une grande quantité de gaz polluant est perdue lors de la conversion énergétique. Au Canada par exemple, le secteur du transport cause environ le quart des émissions de gaz à effet de serre [3].

L'une des solutions pour pallier ce problème écologique est le recours aux énergies renouvelables et à l'électrification du groupe motopropulseur du véhicule traditionnel. En cas d'électrification partielle, on parle d'hybridation (« véhicule électrique hybride ») et en cas d'électrification totale, on parle de « véhicule électrique rechargeable à batterie (VEB) ». Ce dernier possède de grands avantages par rapport au véhicule traditionnel (à combustion interne). Il n'émet aucune émission polluante, utilise des batteries rechargeables comme source principale d'énergie, donne un rendement global efficace de la chaîne de traction, permet un freinage électrique avec récupération de l'énergie, a une conduite plus souple et a une conception simplifiée [4, 5].

Les VEBs s'avèrent être une excellente alternative pour réduire l'impact de la transformation énergétique. Cependant, plusieurs contraintes associées au prix élevé et à la gestion énergétique freinent l'essor de ce mode de propulsion. Le problème de la gestion énergétique du VEB est étroitement lié aux inconvénients de sa source d'énergie (la batterie), les plus significatifs sont : l'autonomie énergétique limitée, la courte durée de vie de la batterie, le manque de stations de recharge, le temps de rechargement et la capacité de récupération

[6, 7]. Tous ces inconvénients annoncés génèrent un problème majeur chez le consommateur, qui l'empêche d'acheter un VEB : il s'agit de « l'angoisse de l'autonomie » [8]. Ce terme signifie la crainte de ne pas avoir l'énergie suffisante pour atteindre sa destination. Face aux préoccupations actuelles majeures sur la pollution et l'épuisement des ressources fossiles, les efforts se sont alors multipliés durant la dernière décennie pour concilier les avantages annoncés du VEB avec l'angoisse de l'autonomie. Quelques solutions originales ont été proposées. La première a été d'ajouter un moteur à combustion interne, qui assurerait la prolongation du trajet à parcourir [7, 9]. Il a été proposé aussi de donner un prêt d'un véhicule traditionnel pendant quelques jours par année, pour ceux qui désirent effectuer un long trajet, contre l'achat d'un VEB [9]. La troisième solution était d'implémenter une station de recharge mobile à utiliser en cas d'urgence [10]. Ces propositions étaient intéressantes, mais ne parvenaient pas à résoudre le problème à la source. C'est pour cela que les préoccupations des gouvernements et des équipes de recherche ont été ciblées vers des idées plus radicales. A Montréal, par exemple, il a été envisagé que le marché des véhicules électriques devrait atteindre environ 272 milliards de dollars en 2019, après avoir été estimé à près de 84 milliards de dollars en 2012 [11]. Cette perspective optimiste s'appuie plutôt sur le fait d'aider le consommateur d'un VEB à gérer la consommation d'énergie et par conséquent optimiser son plan d'itinéraire par rapport aux contraintes de rechargement des stations de recharge. Ces contraintes résident dans (*i*) le calcul de la durée du trajet, qui dépend fortement du temps passé à charger la batterie et du nombre de stations d'arrêt (*ii*) les moyens adaptés pour maximiser la durée de vie de la batterie et (*iii*) la stratégie à utiliser pour minimiser le coût de recharge durant le voyage. Ainsi, le conducteur est contraint soit de charger fréquemment la batterie soit d'attendre sa décharge complète. Le premier choix allonge la durée de vie, tandis que le second choix la raccourcit.

Le principe général de la gestion de la consommation d'énergie durant un trajet repose sur l'estimation de l'énergie disponible dans la source d'énergie d'un VEB (le pack de batteries). Estimer l'énergie, pour un trajet donné, a toujours été un élément essentiel pour configurer une méthode de planification d'une stratégie de recharge d'énergie. Cette dernière dépend non seulement d'une bonne connaissance du type d'itinéraire, des conditions environnementales et du style de conduite du conducteur, mais surtout de plusieurs paramètres physiques du VEB, qui sont associés à la décharge des batteries. Parmi ces facteurs nous citons les paramètres d'inertie, qui sont principalement : la masse, les conditions de roulement, le frottement des roues avec la route et la pente de la route [12]. C'est dans ce contexte que se situe le projet de maîtrise de l'énergie décrit dans ce manuscrit : estimer avec précision l'énergie consommée d'un VEB durant un trajet donné, tout en s'appuyant sur une stratégie qui dépend de certains paramètres physiques du VEB, ayant un impact significatif sur la décharge de la batterie. Ces paramètres sont la masse et le coefficient de la résistance au roulement.

1.2 Problématique

La complexité du défi à relever pour la gestion énergétique d'un VEB vient du fait que la méthode d'estimation de la quantité d'énergie consommée, durant le trajet, dépend de plusieurs paramètres possiblement inconnus ou difficiles à estimer. En effet, comme nous l'avons mentionné dans la mise en contexte, cette méthode va dépendre : premièrement, de la quantité d'énergie électrique disponible dans les batteries au début d'un trajet, ainsi que du trajet futur à effectuer (longueur du trajet, type de route empruntée, niveau de trafic, type de conduite...). Elle dépend aussi des conditions environnementales qui influencent la consommation énergétique comme la température, l'humidité, la composition de l'air, la

pression, le vent, etc. Dans la littérature, il a été montré que certains paramètres physiques caractérisent et influencent la consommation énergétique des véhicules. Parmi ces paramètres, nous citons la masse du véhicule, les coefficients aérodynamiques et la perte d'énergie par frottement, notamment le coefficient de la résistance au roulement. Ainsi, pour un parcours donné, la détermination de ces paramètres est indispensable pour une évaluation précise des différentes composantes énergétiques impliquées lors du mouvement du véhicule. Qu'ils soient variables ou invariables dans le temps, la méconnaissance de ces paramètres influencent négativement l'évaluation des différentes composantes énergétiques impliquées lors du mouvement du véhicule. Malheureusement, ces paramètres sont davantage utilisés dans les contrôles de sécurité et les réglages du confort routier et non pas dans le développement d'une méthode de gestion énergétique. Ceci constitue une des limites du travail existant et requiert un intérêt plus fort de la part des équipes de recherche concernées. Jusqu'à présent, la seule étude qui a traité cet axe est celle de notre équipe [13]. Dans cette étude antérieure, il a été démontré que l'estimation de la masse d'un VEB est une étape importante vers la conception d'un système de planification efficace de l'énergie pour un long voyage [13]. Outre la masse, d'autres paramètres peuvent aussi intervenir dans l'amélioration de l'efficacité des méthodes de gestion énergétique, telle que le coefficient de la résistance au roulement. Ce paramètre a un impact sur la capacité des roues à gérer la direction, sur la traînée et sur les forces de freinage, qui sont à leurs tours très influents sur les mouvements du véhicule. Ainsi, on suggère qu'une méconnaissance de la résistance au roulement roue/chaussée, impliquerait une mauvaise gestion énergétique et par conséquent, une mauvaise planification de la recharge énergétique des batteries. De plus, la particularité d'un contexte hivernal exacerbe les mauvaises évaluations énergétiques.

D'après ce qui précède, nous formulons la problématique de ce projet comme suit : la planification de la recharge de l'énergie d'un VEB, pour un trajet défini, nécessiterait l'estimation instantanée de l'énergie résiduelle pour atteindre la destination finale. Cette estimation de la consommation d'énergie devrait, à son tour, tenir compte de l'estimation en temps-réel des deux paramètres suivants : le coefficient de la résistance au roulement et la masse. Ces deux paramètres pourraient être calculés à travers les mesures de comportement du véhicule, que sont la vitesse, le couple moteur et la consommation d'énergie. Cependant, en se basant sur l'expression de la puissance mécanique du modèle longitudinal du véhicule, il s'avère que la problématique de base est plutôt liée à la non-linéarité entre la masse et le coefficient de la résistance au roulement. Pour cela, les deux paramètres peuvent être identifiés, en temps-réel et grâce à des méthodes d'estimation. Ces méthodes seraient spécialement adaptées pour estimer le coefficient de la résistance au roulement et la masse, à partir du modèle dynamique discret du véhicule. À ce jour aucun travail de recherche n'a tenté d'estimer en ligne (ou en temps-réel) et simultanément ces deux paramètres, au profit de la gestion d'énergie. Ceci demeure l'une des contributions majeures de notre projet dans le domaine du transport électrique.

1.3 Interrogations relatives au projet de recherche

Les points énoncés précédemment permettent alors de formuler les questions de recherche suivantes :

1. Pour le concept particulier d'un VEB à quatre roues, et pour un trajet donné, quelle consommation réelle et précise d'énergie est-il possible d'atteindre ?
2. Comment concevoir le contrôle de l'autonomie et indiquer au conducteur les différents scénarios pour recharger les batteries de son VEB?

3. Comment peut-on réduire une fonction de coût du système de gestion énergétique qui comprend le coût de l'énergie, de la dégradation des batteries et de l'autonomie du véhicule pour une meilleure efficacité?

1.4 Objectifs

L'objectif majeur de ce projet de recherche est de proposer une approche de gestion énergétique pour les VEBs. Cette approche doit assurer un bon rendement du véhicule, tout en minimisant les coûts relatifs à l'énergie et à l'usure des batteries. Pour améliorer la précision dans la prédition de la consommation énergétique, notre travail de recherche consiste alors, à inclure dans l'approche de gestion énergétique, les valeurs des deux paramètres physiques du véhicule, qu'on a sélectionnés : la masse et le coefficient de la résistance au roulement. Établir une telle stratégie innovante pourrait être une contribution considérable permettant d'alléger le sentiment d'anxiété du conducteur d'un VEB, tout en favorisant la commercialisation de ce genre de technologie écologique.

En référence à la problématique, et afin de remplir cette mission, les objectifs secondaires de ce travail peuvent être définis comme suit :

- Établir un algorithme d'estimation en ligne de la masse et du coefficient de la résistance au roulement du véhicule. Le fonctionnement de cet algorithme devra être validé, afin de justifier sa sélection. Cet algorithme doit par la suite être intégré dans la méthode d'estimation de la consommation de l'énergie.
- La prévision de la consommation d'énergie d'un VEB devrait nous permettre de mieux planifier la gestion énergétique. Autrement dit elle devrait nous permettre d'établir des scénarios de recharge des batteries dans des stations de recharge, capables d'assurer une

autonomie suffisante pour que le VEB atteigne sa destination finale avec une meilleure économie du coût du voyage.

1.5 Méthodologie

Le but final de ce projet étant d'avoir une prévision précise de la consommation énergétique, tout en se basant sur l'estimation simultanée, et en temps-réel de paramètres qui ont une influence sur la consommation d'énergie d'un VEB. Afin de répondre à nos objectifs et aux questions de recherche, notre méthodologie a été organisée en trois étapes et comme suit :

La première étape consiste à établir une modélisation du véhicule et de ses différents composants, afin de choisir les paramètres physiques du véhicule les plus influents sur la consommation énergétique. Les paramètres sélectionnés vont être estimés et intégrés dans notre scénario de gestion énergétique. Notre choix s'est porté sur la masse et le coefficient de la résistance au roulement. Dans la stratégie d'estimation de ces deux paramètres, seul le modèle de la dynamique longitudinale est considéré. Ceci étant nécessaire pour simplifier les conditions dynamiques du véhicule. Le modèle de la pneumatique est par la suite évoqué, afin d'exprimer le lien entre la dynamique longitudinale du véhicule et la dynamique en rotation des éléments du groupe motopropulseur. Ce lien va nous permettre de déterminer le coefficient de la résistance au roulement en fonction du taux de glissement.

Afin de choisir la technique d'estimation la plus adaptée à notre objectif, on s'est appuyé en première étape, sur une recherche bibliographique des différentes techniques d'estimation de ces deux paramètres. Cette étape nous a permis de relever les limites de certaines méthodes des études antérieures et de développer, dans une deuxième étape, les algorithmes utiles pour cette étude. Les algorithmes d'estimation, que nous avons développés, s'appuient sur deux

approches différentes : l'approche des moindres carrés récursifs (MCR) et celle des réseaux de neurones. Une comparaison entre les deux approches estimant les deux paramètres simultanément, nous a permis d'identifier l'approche la plus appropriée à l'estimation en temps-réel. C'est l'algorithme des moindres carrés récursifs (MCR) qui s'est montré être le plus efficace. De plus, cet algorithme nous a permis d'estimer les valeurs de ces deux paramètres, tout en considérant leur variation au cours du trajet. Cette méthode d'estimation utilise un système d'information géographique «GIS», qui trace la position du véhicule sur le trajet du voyage, afin de déterminer la distance restante et la limite de la vitesse. Ces deux paramètres seront nécessaires pour l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement. Une fois ces paramètres estimés, ils seront intégrés au fur et à mesure dans le système de planification des arrêts pour la recharge des batteries d'un VEB de livraison, dans un trajet défini.

La deuxième étape de notre méthodologie consiste à décrire les scénarios d'arrêt du VEB dans les stations de recharge, déjà définies sur le trajet. Pour cela, la méthode de la programmation dynamique est utilisée pour optimiser le scénario de recharge. Cette optimisation est basée sur deux critères : (i) la demande énergétique requise pour le parcours, qui à son tour, est basée sur les valeurs estimées de la masse et du coefficient de résistance au roulement, et (ii) le coût du voyage. Respecter la demande énergétique revient à déterminer les différents instants, durant le trajet, où la masse et le coefficient de la résistance au roulement ont une influence significative sur la consommation d'énergie, obligeant le véhicule à s'arrêter pour recharger les batteries. Le scénario optimal définira alors les positions d'arrêt et le temps de recharge assurant un coût minimal du voyage ainsi qu'une capacité énergétique suffisante pour atteindre la destination finale. Pour ce faire, les modèles

de la batterie traduisant sa composition physico-chimique ainsi que son état de charge et sa dégradation sont considérés dans le calcul de l'énergie minimale requise pour le parcours. Au final nous développons la fonction de coût comme étant l'équation qui permet de minimiser le coût d'énergie, le temps de recharge et le coût de l'usure.

La troisième étape, consiste à valider ce scénario optimal de gestion énergétique par simulation, tout en utilisant les données réelles et les résultats expérimentaux obtenus sur le petit véhicule « pick-up » NEtwork MObility (NEMO) de l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène (IRH). Puis finalement on a analysé et discuté les résultats du scénario proposé de recharge des batteries, tout en tenant compte d'un cycle de conduite et d'un itinéraire défini.

1.6 Contenu du mémoire

La structure de ce manuscrit est organisée comme suit :

Le chapitre 1 a été consacré à l'introduction du projet de recherche, tout en inscrivant le projet dans son contexte, en présentant la problématique, les objectifs et la méthodologie adoptée.

Le chapitre 2 présentera la revue bibliographique. Cette revue illustrera les différentes technologies de véhicules électriques. On mettra l'accent sur les véhicules électriques rechargeables à batterie (VEB), puisque cette technologie est l'objet de notre projet de recherche. Nous consacrons une partie sur les facteurs influençant la consommation d'énergie d'un VEB. Ce chapitre présentera aussi, les méthodes de gestion d'énergie élaborées dans des études antérieures ainsi que les différentes méthodes d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement.

Le chapitre 3 décrira les équations mathématiques utilisées pour la modélisation de la stratégie adoptée pour la gestion énergétique d'un VEB.

Le chapitre 4 présentera la méthode adoptée pour l'estimation de la masse et du coefficient de la résistance au roulement d'un VEB. Nous présenterons les résultats de validation des différents algorithmes développés dans ce travail. On finira ce chapitre par une description du scénario optimal de la recharge des batteries d'un VEB de livraison.

Le chapitre 5 conclut ce manuscrit par une discussion sur les résultats obtenus et des perspectives.

Chapitre 2. Revue de littérature

2.1 Introduction

Avec une apparition importante au début de l'histoire des automobiles, le véhicule électrique est réapparu ces dernières années comme une solution alternative aux véhicules conventionnels, à essence. En effet, on n'est plus dans l'ère des énergies fossiles, mais plutôt, dans l'ère des innovations technologiques. Le but de ce chapitre est de présenter, dans un premier temps, des généralités sur les différentes technologies des véhicules électriques existantes ainsi que les principaux organes constitutifs. Puisque la technologie du véhicule tout électrique (véhicule électrique rechargeable à batterie (VEB)) est l'objet de ces travaux de recherche, une présentation plus détaillée y sera donc accordée. Nous consacrerons la deuxième partie de ce chapitre aux paramètres et aux phénomènes qui influencent la consommation énergétique d'un véhicule électrique. Nous mettons l'accent sur les deux paramètres physiques du véhicule : la masse et la résistance au roulement. Une synthèse des différentes méthodes d'estimation de ces deux paramètres est présentée. Nous présentons aussi une synthèse des travaux antérieurs sur les méthodes les plus utilisées pour la gestion énergétique d'un véhicule électrique.

2.2 Les différentes technologies de véhicules électriques

La notion de véhicule électrique dans notre langage désigne plusieurs types de technologies, dont les distinctions ne sont pas toujours connues. Nous présentons ces technologies dans

cette section et donnons des exemples de véhicules existants. Dans ce projet, nos travaux ont été consacrés aux véhicules « tout électrique » ou véhicules électriques rechargeables à batterie (VEBs). Une description plus détaillée sera accordée à cette technologie.

2.2.1 Les véhicules hybrides

Au 20^{ème} siècle les constructeurs ont été confrontés aux limites du véhicule conventionnel, comme le faible rendement énergétique et la pollution, et aux limites du véhicule cent pour cent électrique, à savoir la très faible autonomie pour une recharge très longue de la source d'énergie [14]. Selon « International Energy Agency (IEA) », la définition la plus appropriée d'un véhicule hybride est la suivante : « *un véhicule hybride contient un groupe motopropulseur, dans lequel l'énergie est transmise par au moins deux systèmes de conversion d'énergie différents qui tirent l'énergie d'au moins deux systèmes de stockage d'énergie différents. Dans ces véhicules, au moins un des flux est réversible, c'est celui où l'énergie circule du système de stockage d'énergie aux roues et au moins un autre flux devrait être irréversible. C'est le système de stockage d'énergie réversible, qui devrait fournir l'énergie électrique* » [15]. En combinant un moteur thermique alimenté par un carburant (essence, diesel, biocarburants, etc.) et un moteur électrique alimenté par une batterie rechargeable, on peut bénéficier de l'avantage des deux. D'un côté, les voyages de longues distances seraient envisageables, *via* le mode thermique, et d'autre coté, la consommation et la pollution seraient diminuées, *via* le mode électrique ou mixte [16]. En résumé le véhicule hybride électrique a été conçu pour atteindre les trois objectifs suivants [17] : (i) réduire l'utilisation du moteur thermique et assurer son fonctionnement aux points de rendement élevé afin de diminuer la consommation du carburant et de la pollution, (ii) assurer le transit

vers un mode électrique de plus haute capacité et puissance et (*iii*) assurer la transition vers la consommation d'autres sources d'énergie que le pétrole.

Les véhicules hybrides électriques peuvent être classés selon l'architecture dans laquelle sont intégrés les différents composants de la chaîne de traction. On distingue trois architectures du véhicule hybride électrique : hybride série, hybride parallèle et hybride série/parallèle [18, 19].

- **Hybride série (HS)** : cette architecture désigne un modèle où le moteur thermique n'est pas directement couplé aux roues (Figure (2.1)). Seul le moteur électrique, qui est alimenté par une batterie et/ou par un système de type groupe électrogène, assure la propulsion [20]. Parmi les modèles électriques qui ont adapté l'hybride série, on retrouve la Chevrolet Volt (2010).

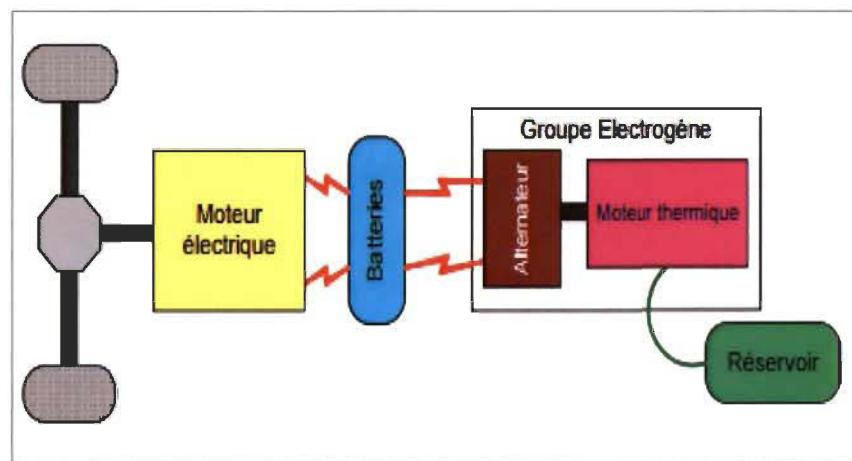


Figure 2.1 L'architecture hybride série

- **Hybride parallèle** : Dans un hybride parallèle, les deux sources d'énergie (moteur thermique et la/les machine(s) électrique(s)) sont associées aux roues et liées mécaniquement entre elles (Figure (2.2)). Les flux énergétiques des deux sources d'énergie arrivent en parallèle aux roues, assurant ainsi la traction du véhicule

conjointement ou séparément [21]. La Ford Escape et la PSA Peugeot Citroën sont parmi les véhicules hybrides parallèles commerciaux.

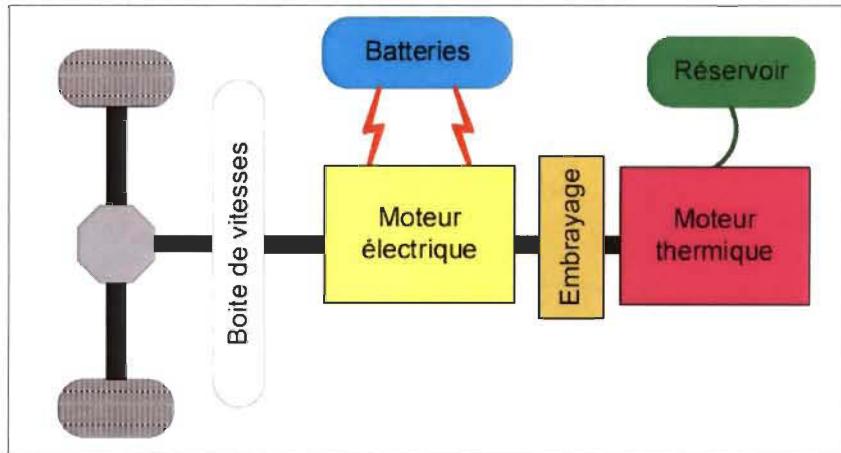


Figure 2.2 L'architecture hybride parallèle (arbre simple)

- **Hybride Série/Parallèle :** L'architecture série/parallèle est un modèle complexe qui combine les principes de fonctionnement des architectures série et parallèle. Cette architecture contient au moins deux machines électriques en plus du moteur thermique pour que le couple et le régime du moteur thermique puissent être sélectionnés presque indépendamment des conditions de conduite (Figure (2.3)) [22]. Dans ce modèle d'hybridation, le fonctionnement série ou parallèle est possible soit d'une manière indépendante ou bien simultanée. Le véhicule hybride série/parallèle assure un usage sélectif du moteur thermique et électrique pour économiser la consommation du carburant. Parmi les véhicules commerciaux adoptant ce type d'architecture, il y a la Toyota Prius présentée dès 1997.

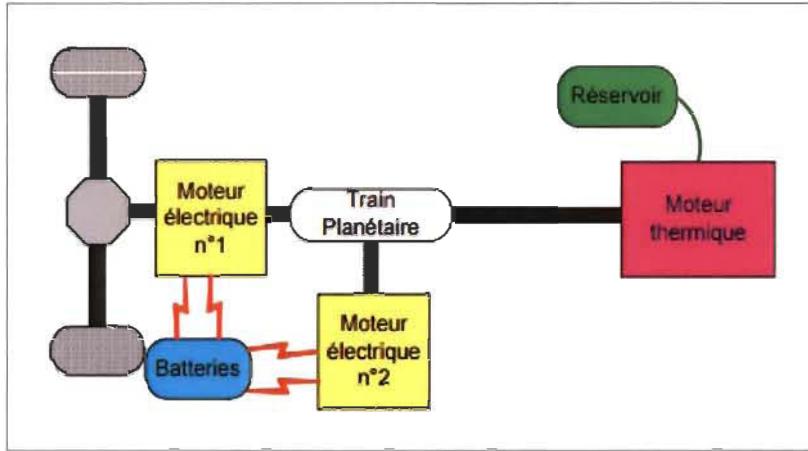


Figure 2.3 L'architecture hybride série/parallèle

2.2.2 Les véhicules électriques rechargeables à batterie

Un véhicule électrique rechargeable à batterie (VEB) se définit comme étant un véhicule cent pour cent électrique. Ce type de véhicule est uniquement doté d'une chaîne de traction électrique. L'autonomie est, ainsi, directement proportionnelle à la capacité de la batterie rechargée. Parmi les marques de VEBs qui sont actuellement disponibles dans le marché Québécois, il y a la Nissan leaf, la Mistibutshi i-MieV, la Smart-e et la Ford Focus 2017.

a. Historique

Les VEBs sont un ancien concept qui a vu le jour pour la première fois en 1834 en Grande Bretagne [23]. A cette époque les véhicules construits ne parvenaient qu'à parcourir de courtes distances. Après l'invention de la batterie rechargeable Acide-Plomb, le 20^{ème} siècle semblait être la période d'or du véhicule électrique. En effet, le véhicule baptisé « *la jamais contente* » en forme d'obus, a franchi pour la première fois 100 km/h avec le Belge Camille Jenatzy. Ce véhicule avait une puissance maximale de 50 KW, l'équivalent de 67 chevaux et alimentés par 80 batteries au Plomb, qui représente la moitié du poids du véhicule, soit 1,5 tonne. Au fil des années, de nouveaux modèles de véhicules électriques ont apparu, tout en

ajoutant des améliorations dans la conception et surtout dans l'autonomie. Mais à cette époque, le moteur électrique était en concurrence directe avec les moteurs à essence et à vapeur. À la moitié du 20^{ème} siècle (de 1921-1960), les véhicules à essence ont fini par exclure les véhicules électriques de la course, à cause de leur faible autonomie ainsi que leur poids et leur coût élevé [24]. Il a fallu attendre le début du siècle suivant pour repenser à l'idée d'utiliser ce type de véhicule, comme une solution alternative aux véhicules conventionnels.

b. Architecture

La Figure (2.4) illustre l'architecture électrique simplifiée d'un VEB. Comme on le remarque, les VEBs ont une architecture relativement simple, puisque le moteur thermique et tous ses composants n'existent plus. Le VEB contient un chargeur jouant le rôle d'interface entre le banc de batteries et le réseau électrique pendant la recharge. Le banc de batteries (pack de batteries), quant à elle, transmet le courant continu à l'onduleur, qui le transforme en courant alternatif utilisé par le moteur [25]. Un ordinateur de bord, couplé au convertisseur, contrôle le fonctionnement du véhicule et traduit les différentes touches de pédale d'accélération du conducteur en puissance électrique utilisée par le moteur.

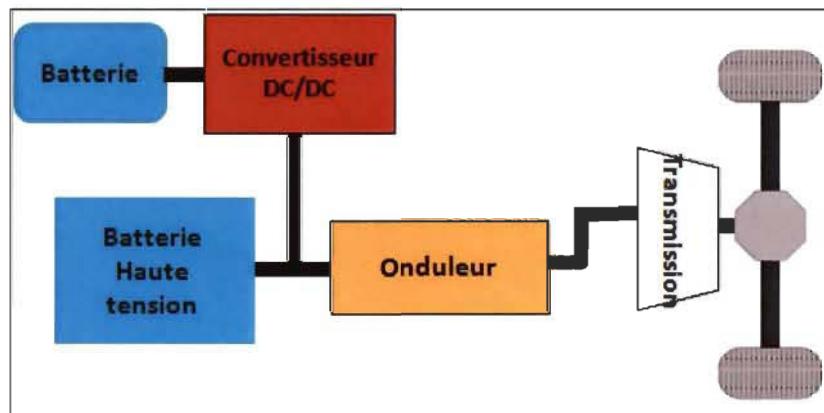


Figure 2.4 Architecture d'un véhicule électrique

Comme le début du 20^{ème} siècle, la contrainte majeure de la commercialisation des VEBs est, et reste, la source de stockage de l'énergie : la batterie [18]. L'une des décisions immédiates prises par les gouvernements des pays développés, est d'encourager la recherche scientifique à développer des méthodes efficaces de gestion d'énergie. Sur le plan pratique, une méthode efficace de gestion énergétique doit répondre à la question suivante : comment peut-on parfaitement connaître la quantité d'énergie future pour atteindre la destination finale? Une bonne connaissance des facteurs influençant la consommation d'énergie est nécessaire pour assurer une bonne précision de la méthode de prédition de l'énergie résiduelle au cours du trajet.

2.3 Facteurs influençant la consommation d'énergie d'un véhicule électrique

Afin de bien cerner la problématique liée à l'estimation de l'énergie nécessaire pour parcourir une distance définie pour un véhicule électrique, il est nécessaire de considérer chacun des facteurs influençant la consommation d'énergie. Cette section présentera certains phénomènes et paramètres influençant la consommation d'énergie et par conséquent, l'autonomie d'un véhicule électrique. La batterie, la masse du véhicule et les phénomènes s'opposant au mouvement du véhicule, tel que la résistance aux roulements seront présentés. D'autres facteurs influençant l'autonomie d'un véhicule, tels que les conditions environnementales, seront brièvement décrits.

2.3.1 La batterie

La question du stockage de l'énergie a suscité l'attention des scientifiques depuis deux siècles et reste l'une des contraintes pénalisantes pour l'évolution du système énergétique, surtout celui du VEB [24, 26]. En effet, la technologie des batteries propulsant un véhicule électrique

influence directement son autonomie. Actuellement, l'autonomie que permet une batterie dans un véhicule électrique, ne dépasse pas 300 km, si on considère le temps de recharge qui est assez long (plus que 4 heures) (voir Tableau (2.1)) [26].

Par définition, la batterie est une technologie qui regroupe plusieurs cellules qui convertissent l'énergie chimique en énergie électrique. Ces cellules se composent d'électrodes (une positive et une négative) liées par un électrolyte [27].

En termes d'énergie et de puissance nécessaire pour les phases d'accélération ou de dépassement, les batteries ne peuvent pas assurer l'obtention des performances souhaitées au niveau d'un véhicule, ce qui restreint l'autonomie du véhicule; une contrainte sévère et pénalisante.

Les batteries sont connues par une durée de vie précise (généralement limitée) et une dégradation du rendement au cours du temps. Plusieurs mécanismes d'usure des batteries peuvent affecter sa performance et sa dégradation progressive jusqu'à ce qu'elles reviennent incapable de stocker de l'énergie. Parmi les principaux mécanismes d'usure il y a la stratification de l'électrolyte, la corrosion de la plaque, les vibrations, etc... [27]. Certains facteurs ou conditions particulières peuvent intensifier ces mécanismes, les plus importants sont: la profondeur de la décharge, qui constitue un des principaux critères de durabilité de la batterie, les cycles de charge/décharge, la température, l'intensité du courant de charge, le temps et l'historique d'utilisation de la batterie. Au final, ces facteurs affecteront la capacité de stockage d'énergie, qui reste à ce jour un obstacle majeur pour la commercialisation des VEBs et même les véhicules hybrides. Le stockage d'énergie dans n'importe quel accumulateur est exprimé par la densité énergétique. On appelle densité énergétique la quantité d'énergie que l'on peut accumuler dans un accumulateur d'énergie (la batterie dans le cas d'un VEB) par rapport à son poids et à sa taille [28]. Ce terme est très utilisé pour

comparer les accumulateurs d'énergie les uns par rapport aux autres. Dans le marché actuel, il existe divers types de batteries mais aucun type n'a pu atteindre ou dépasser la densité énergétique des produits pétroliers. Par conséquent, le véhicule électrique se trouve avec un poids élevé pour une autonomie moindre. De plus, le prix élevé des batteries et le temps de la recharge bien plus long que celui dans une station à essence est encore un second obstacle.

Selon la nature du type de cellules qui composent la batterie, on distingue les batteries Plomb-Acide, les batteries Nickel-Cadmium (Ni-Cd), les batteries Nickel-hydrure Métallique (Ni-Mh), les batteries Lithium-ion (Li-ion) et les batteries Lithium-ion polymère (Li-po). Le Tableau (2.1), présente une comparaison des différentes technologies des batteries actuelles en se basant sur les paramètres suivants : la densité énergétique, le nombre de cycle charge/décharge, le temps de recharge, la température de fonctionnement, la tension nominale, le rendement énergétique, leurs avantages et inconvénients [28].

Tableau 2.1 Caractéristiques des différentes technologies de batteries existantes dans le marché des automobiles.

Technologie	Plomb Acide	Ni-Cd	Ni-Mh	Li-ion	Li-po
Date de création	1859	1947	1988	1990	2001
Densité énergétique (Wh/kg)	30-50	45-80	60-120	160-200	100-130
Nombre de cycles (charge/ décharge)	500 à 800	1000 à 2000	600 à 1500	400 à 1200	400 à 600
Temps de recharge	6 à 12h	1h à 2h	2 à 4h	2 à 4h	2 à 4h

Température de fonctionnement	-20 à 60°C	-40 à 60°C	-20 à 60°C	-20 à 60°C	0 à 60°C
Tension nominale d'une cellule (V)	2.1	1.2	1.2	3.6-3.7	NI
Rendement énergétique (%)	50-92	70-90	66	>90	>90
Avantages	Bas prix	Charge rapide/ Durée de vie/ Basse température	Légèreté /capacité	Auto-décharge faible/leger/ bon rendement	NI
Inconvénients	Lourd	Toxique/auto-décharge/effet mémoire	Auto-décharge	Instable en cas de décharge profonde/ sécurité	NI

NI : non indiqué

Comme le montre le Tableau (2.1), la classe des batteries Li-ion est celle qui possède la densité énergétique la plus élevée pour une durée de vie intéressante.

La densité énergétique des différents types de batterie existant, a été représentée aussi graphiquement dans [29] (Figure (2.5)). En comparant cette densité en terme de poids et de volume des batteries, il est clair que les batteries lithium-ion et lithium-ion polymères sont les plus utilisées dans le secteur des véhicules, parce qu'elles sont les plus légères et les plus compactes pour une quantité d'énergie équivalente stockée.

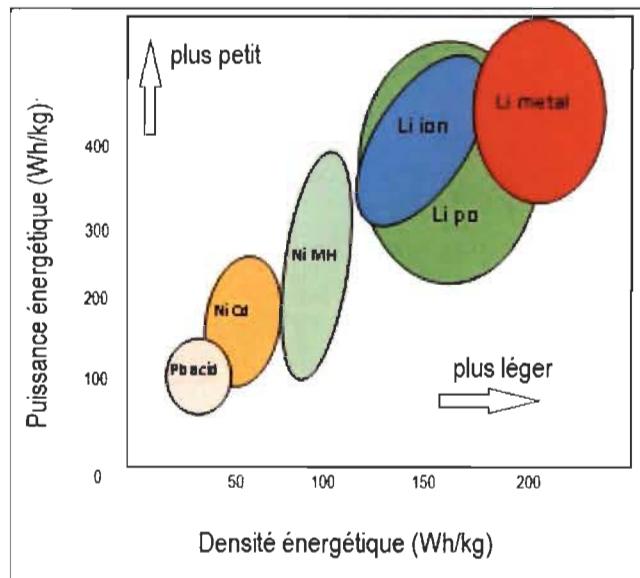


Figure 2.5 Graphique comparatif des batteries actuelles en termes de densité gravimétrique et volumétrique [29].

Mis à part la plus grande densité énergétique, [30] affirme que la technologie de cellules lithium-ion offre une des plus grandes densités de puissance d'énergie parmi les différentes technologies. Il existe une diversité de formats de cellules, par exemple : le format cylindrique, prismatique et la pochette. Chaque format a ses avantages et ses inconvénients. Le format de la pochette a une meilleure densité d'énergie, exprimée en Wattheures par mètre cube (Wh/m^3) en le comparant avec les autres formats, mais il est moins résistant aux chocs. L'étude de [31] qualifie les cellules Li-ion excellentes, en termes d'efficacité, grâce à leur faible résistance interne. Cette résistance est le paramètre qui provoque les pertes énergétiques dans la cellule d'une batterie et qui varie avec l'état de charge, la température, le courant ainsi que l'âge de la cellule (soit le nombre de cycles de charge/décharge effectués). La valeur typique de cette résistance varie selon le format.

D'après ce qui précède, [32] arrive à la conclusion que quel que soit le type de la technologie de la batterie, la gestion du cycle de vie de la batterie jusqu'à son recyclage est un élément indispensable pour assurer leur fonctionnement fiable et optimal, et aussi un niveau de

sécurité. Généralement, lorsque la capacité de la batterie atteint 80% de sa capacité initiale, elle ne serait plus utilisable pour une application automobile. Dans ce cas, elle est considérée morte. Puisque l'enjeu du véhicule électrique est l'autonomie, il est primordial de pallier les difficultés inhérentes à évaluer de façon précise l'usure d'un modèle de batteries. Pour cela les efforts doivent focaliser sur la caractérisation de l'élément critique de la modélisation d'une batterie, la profondeur de la décharge. Cet élément est la cause principale de l'usure d'une batterie et de son éventuelle réduction de sa durée de vie.

2.3.2 La masse

L'autonomie est le véritable paramètre qui caractérise le VEB. Si une batterie de capacité plus grande est utilisée, l'autonomie va certainement augmenter. Il faut néanmoins considérer un autre paramètre très important, la masse totale du véhicule, qui va à son tour augmenter. L'augmentation de la masse du véhicule va influencer la consommation énergétique du véhicule et/ou les performances [25,13]. Les industriels se trouvent donc dans un compromis, faut-il vraiment chercher à augmenter l'autonomie au dépend de la masse du véhicule ? Répondre à cette question était l'une des motivations qui nous a incités à considérer ce paramètre dans notre approche de la gestion énergétique d'un VEB. En effet, la masse du véhicule intervient au niveau du couple résistant, qui s'applique sur le véhicule et a un impact sur la force de résistance au roulement et la force liée à la pente de la route [25].

2.3.3 Résistance aux roulements

Les principales forces qui s'opposent au mouvement d'un véhicule sur une route donnée sont : la résistance aux roulements et la trainée aérodynamique [34]. La résistance aux roulements compose l'ensemble des pertes mécaniques entre la propulsion du moteur et la route par unité de distance parcourue par le véhicule. On distingue deux parties dans les

pertes dues à la résistance au roulement : *(i)* les pertes de transmission qui sont les pertes issues du système qui transmet la puissance motrice du moteur jusqu'aux roues et *(ii)* les pertes au niveau du pneu et de type de la route [35]. Ces pertes de transmission ont été estimées à 12 % dans [36]. Réduire la résistance au roulement de seulement quelques pour cent (5%) conduira à des économies substantielles d'énergie [35]. En effet, cela influe sur la capacité des roues à générer des forces de direction, de traction et de freinage qui, à leurs tours, influencent les mouvements du véhicule. En effet, lors du déplacement d'un véhicule, le roulement des roues entraîne le pneumatique vers des déformations importantes. La déformation du caoutchouc suit un cycle qu'on appelle phénomène d'hystéresis. Il a été démontré que ce phénomène est responsable de 90-95 % des pertes dans les roues [37]. Plus la résistance au roulement (ou frottement) est importante plus le moteur devra forcer pour la vaincre. C'est ainsi que ce paramètre influence la consommation énergétique des véhicules.

Plusieurs critères influencent la valeur du coefficient de résistance au roulement tels que la pression d'air dans le pneu, la dégradation du pneu, le type de la route, la température de la surface de contact ainsi que la vitesse du véhicule [33]. Tous ces points approuvent notre choix dans cette étude qui vise à estimer ce paramètre, afin de gérer la consommation de l'énergie d'un VEB.

2.3.4 Forces aérodynamiques

Les phénomènes aérodynamiques, notamment la force de trainée, jouent un rôle direct dans la réduction de la consommation de l'énergie et aussi dans l'amélioration de la stabilité du véhicule [38]. La force de trainée se définit comme étant le résultat de deux formes de résistances : une due à la forme du véhicule et l'autre due à la résistance due à la friction du l'air. Le déplacement des véhicules crée une zone de haute pression à l'avant du véhicule et

une zone de basse pression vers l'arrière. Cette différence de pression va créer à son tour une force en direction opposée au mouvement. C'est la forme du véhicule qui détermine l'intensité de cette force résultante. En ce qui concerne la deuxième composante de la trainée aérodynamique (la résistance due à la friction), elle est causée par la différence entre les vitesses des molécules d'air à la surface du véhicule et de celles qui sont plus éloignées.

Les pertes d'énergie énoncées dues à la résistance au roulement et aux forces aérodynamiques sont négligeables face à la force requise pour accélérer dans une pente à forte inclinaison [39]. Ceci pose un nouveau défi à l'estimation d'énergie consommée puisqu'elle dépend fortement des caractéristiques de la route.

2.3.5 Conditions météorologique

L'un des grands inconvénients d'un véhicule électrique est la détermination de l'autonomie de conduite. L'étude de [40], a décrit l'approche adoptée pour estimer cette autonomie pour différents types de véhicules, batteries et profils de conduite. Une technique supplémentaire, basée sur la logique floue, a été combinée au simulateur pour considérer l'impact du vent et du trafic sur l'estimation de l'autonomie de conduite. En effet, le vent a une grande influence sur la force de trainée, tout en l'augmentant d'avantage [41]. En effet, lorsque les vents latéraux sont présents par une composante positive dans la direction du véhicule, ils augmenteraient la force de trainée du véhicule.

La température extérieure a aussi une grande influence sur l'efficacité d'un véhicule. Lorsque la température baisse de 25 °C à 0 °C, l'étude [36] trouve qu'il y a une augmentation de 10 % de la force de trainée. En effet, la diminution de la température augmente la densité de l'air, qui augmentera, à son tour, la pression totale sur le véhicule. D'après ce qui précède, il est suggéré que l'autonomie d'un véhicule en hiver va significativement diminuer non

seulement à cause de l'énergie nécessaire pour faire fonctionner le chauffage du véhicule mais aussi pour surmonter la présence de la neige sur la route.

2.3.6 Cycle de conduite et récupération de l'énergie

Le cycle de conduite d'un véhicule est un paramètre clé dans l'évaluation de l'autonomie [42], [43]. Un cycle de conduite suivi par le véhicule consiste en un plan de vitesse du véhicule en fonction du temps. Ce plan de vitesse a un impact direct sur les forces aérodynamiques et le coefficient de résistance aux roulements. Il existe plusieurs types de conduite adoptés actuellement dans le domaine de transport, à savoir le World Motorcylce Test Cycle (WMTC), le Extra Urban Driving Cycle (EUDC), l'American Fédération Testing Cycle (FTP), et l'American Fédération Testing Cycle (FTP). Un véhicule peut être adapté parfaitement à un certain trajet et avoir des rendements médiocres sur un trajet différent. Par exemple, [43] montre que l'efficacité de la chaîne de traction varie de 11 % entre le cycle (EUDC) et le cycle (FTP). Lorsque le véhicule suit le cycle FTP, la force de traction moyenne requise est supérieure à celle du cycle EUDC, ce qui en découle une plus grande consommation d'énergie. De plus, en absence du freinage tel que donné dans le cycle CONST (signifie un cycle à vitesse constante), l'autonomie de la voiture s'améliore nettement. Dans l'étude de [44], le temps de freinage a été évalué à 19 % du temps total du cycle FUD. Dans ce cas, on suppose que lorsqu'un véhicule électrique léger de 1500 kg se déplaçant à 70 km/h et accumulant aux alentours de 300 kJ d'énergie cinétique, une grande portion de l'énergie utilisée lors du cycle sera perdue lors du freinage. Cette dernière étude mentionne aussi les obstacles associés à la récupération d'énergie lors du freinage tel que la répartition du couple aux roues de l'avant et de l'arrière et la puissance maximale de récupération. Cette récupération de l'énergie demeure une fonction dépendante de la masse

du véhicule. En effet, la réduction de la masse du véhicule est le paramètre le plus important lors de l'évaluation de la perte d'énergie au moment du freinage. D'autre part il a été montré dans [36] que pour un cycle donné, lorsque la vitesse est multipliée par 2,5, l'autonomie du véhicule a été réduite de moitié, à cause des accélérations très élevées pour atteindre la vitesse maximale de 125 km/h.

2.4 Les méthodes de gestion d'énergie

Afin de concevoir une gestion énergétique sur un modèle discret de contact du véhicule au sol, une synthèse des différentes méthodes de gestion énergétique existantes est nécessaire. Dans cette partie on présente les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques. Rares sont les études qui rapportent la gestion énergétique des VEBs pour une planification de recharge durant un long voyage. La majorité des études traitent les méthodes appliquées aux véhicules hybrides. Parmi les articles qui ont présenté des stratégies hybrides ayant pour but final de réduire la consommation énergétique et les émissions polluantes, [45] ont présenté une stratégie de contrôle en temps-réel qui vise à optimiser l'efficacité et les émissions d'un véhicule hybride électrique adoptant l'architecture parallèle. Cette stratégie permet de sélectionner en temps-réel et en permanence la valeur optimale du point de fonctionnement qui permet de réduire la fonction de coût associée à la consommation énergétique.

D'autres études ont porté, surtout, sur la réduction de la consommation d'énergie, tout en améliorant l'efficacité du groupe motopropulseur, comme discuté dans [46]. Cette étude a comparé le rendement d'efficacité énergétique de six architectures du groupe motopropulseur cent pour cent électrique de différents VEBs. Les configurations des groupes

motopropulseurs analysés sont : mono (1G) et à deux vitesses (2G), semi-toroïdale (HT) et entièrement toroïdale (FT), des transmissions à variation continue (CVT) et des transmissions infiniment variables (IVT) avec deux types différents de flux de puissance interne (IVT-I et IVT-II). Pour chacune de ces transmissions de vitesse analysées, les cartes de vitesse optimales ont été établies, en tenant compte de l'efficacité du moteur électrique du véhicule et de la transmission, et en définissant le rapport de la vitesse optimale pour tous les points de fonctionnement du groupe motopropulseur. La simulation de la consommation d'énergie a été appliquée sur un cycle « Urban Driving Cycle » (UDC). A l'issu de cette étude, il en ressort que l'adoption des transmissions continues et variables, particulièrement la configuration HT, a pu améliorer l'autonomie d'un VEB. Cependant, ces résultats de simulation préliminaires nécessitent une simulation plus détaillée et beaucoup plus d'analyses expérimentales.

Dans la littérature on a remarqué que la majorité des études antérieures ont supposé que les batteries soient complètement chargées au début du trajet et soient déchargées à la fin du trajet. Parmi les stratégies de gestion d'énergie qui ont visé l'amélioration de la durée de vie de la batterie en lissant le courant de décharge de cette dernière, nous citons l'étude de [47]. L'algorithme établi dans cette étude a permis de réduire les pertes au niveau de la résistance interne de la batterie, mais ceci était insuffisant pour prolonger l'autonomie du véhicule électrique.

Une autre étude a proposé le modèle de batterie RC de second ordre afin de suivre la différence entre les valeurs obtenues et celles mesurées à partir de l'état interne de la batterie [48]. L'inconvénient de cette étude est qu'elle n'a pas examiné l'influence de ce modèle de batterie sur l'autonomie des véhicules électriques [48].

Dans un autre volet, l'étude de [49], a examiné la gestion de la recharge des batteries lorsque le véhicule est arrêté dans la station de recharge. Dans cette étude des micros-réseaux intelligents et des sources d'énergie renouvelable ont été utilisées, afin d'alimenter le véhicule. Cette étude permet d'une part, l'accélération du processus de la recharge et d'autre part, la planification d'un plan de gestion d'énergie à plusieurs bornes d'arrêts pour les VEBs.

Jusqu'à présent, ces études citées peuvent assurer une meilleure performance des batteries et une réduction dans le temps nécessaire pour la recharge. L'inconvénient qui reste à résoudre est que ces méthodes ne donnent pas une solution efficace pour résoudre le problème de l'autonomie des véhicules électriques, surtout les VEBs, à la source. En effet, en cas de long trajet, il est indispensable de s'arrêter pour recharger les batteries afin d'avoir l'énergie suffisante pour arriver à la destination finale. Il est donc nécessaire d'envisager quand et où le véhicule devrait s'arrêter pour la recharge, sachant que cette dernière nécessite une longue durée. D'autres contraintes opérationnelles devraient être prises en compte, comme la durée totale du voyage, le coût de l'énergie et le coût de la dégradation des batteries qui est liée à la profondeur de la décharge de celles-ci. Ces paramètres sont très utiles pour proposer une méthode de planification énergétique. Ils seront développés dans la suite de ce travail.

2.5 État de l'art sur les méthodes d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement

Dans la section 2.3, nous avons décrit les facteurs influençant la consommation de l'énergie. D'après cette description, nous remarquons que les deux paramètres, la masse du véhicule et le coefficient de la résistance au roulement, sont toujours associés directement ou indirectement aux autres facteurs ou phénomènes qui causent des pertes d'énergie. À

l'exception de l'étude [50] de notre équipe qui a développé une méthode gestion énergétique en fonction de l'estimation de la masse du véhicule et de la pente de la route, aucune autre étude n'a présenté une approche d'estimation de l'énergie consommée dans un VEB en considérant la masse et encore moins en considérant le coefficient de résistance au roulement. La majorité des approches d'estimation de ces deux paramètres, particulièrement celles du coefficient de la résistance au roulement, était accordée pour le contrôle de la stabilité et du confort du véhicule.

Ici, nous présentons une synthèse des différentes méthodes d'estimation existantes de la masse et du coefficient de résistance au roulement.

2.5.1 Méthodes d'estimation de la masse

L'estimation en ligne (on dit aussi en temps-réel) est nécessaire pour les véhicules dont la masse varie considérablement d'une condition de recharge à l'autre. On distingue trois classes de méthodes d'estimation de la masse : recherche d'événements, calcul de la moyenne et la combinaison de différents types d'estimateurs. La majorité des études existantes ont traité l'estimation simultanée de la masse et de la pente de la route.

a. Recherche d'événements

Cette classe de méthodes regroupe les méthodes qui sont basées sur la recherche des événements, c'est-à-dire les conditions de conduite qui assurent une situation suffisante pour l'estimation de la masse ou d'autres paramètres. L'étude de [51] a présenté différents algorithmes d'estimation de la masse et les a classifiés selon la dynamique du véhicule. Il en découle de cette étude que la dynamique d'inertie domine le comportement longitudinal du véhicule à des fréquences croissantes. D'autre part, il s'avère que la convergence de la valeur

estimée de la masse dépend de l'agressivité du conducteur. Il a été démontré aussi que l'estimation de la masse ne dépend pas de la variation de la pente. Les erreurs obtenues dans l'estimation ainsi que le retard de la convergence des valeurs estimées vers les valeurs réelles ne donnent pas assez de convergence aux valeurs réelles.

Dans une autre étude, les auteurs de [52] ont estimé simultanément et en ligne la masse du véhicule et la pente de la route, tout en considérant la valeur connue du couple moteur et tout en effectuant un contrôle actif du couple moteur. La limite de cette étude est que pour connaître le couple moteur, il a fallu intégrer un capteur qui intervient sur l'arbre moteur et fournit des données bruitées. Cette étape a générée un impact négatif sur la précision des valeurs estimées.

Deux autres algorithmes ont été rapportés dans [53] pour effectuer trois tâches : (i) intégrer les valeurs de la pente via un GPS (ii) estimer la masse, (iii) estimer le coefficient de résistance au roulement et (iv) estimer le coefficient aérodynamique de la pente, toujours en supposant que la valeur du couple soit connu. L'estimation de la masse a été obtenue avec une erreur de 5 %. Il découle clairement de cette étude qu'en absence des données sur la pente du terrain, l'estimation des paramètres du véhicule *via* cette méthode ne pourrait pas être possible à cause des erreurs de la commande. D'autre part, les résultats d'estimation selon cette méthode montrent que, les valeurs estimées des coefficients de résistance au roulement ainsi que des paramètres aérodynamiques de la pente ne convergent pas vers les valeurs réelles correspondantes, par ce qu'il a été impossible de séparer ces deux paramètres durant le fonctionnement du véhicule.

Un système d'estimation de la masse d'un véhicule à moteur à combustion interne a été établi dans le brevet de [54], tout en introduisant un circuit de contrôle pour évaluer à chaque instant

le signal de l'accélération et de la force motrice. Ce système d'estimation proposé est basé sur la dynamique longitudinale du véhicule. Pour estimer la masse en fonction du rapport de vitesse, il a fallu inclure aussi un circuit de contrôle et un capteur de vitesse. Cette approche a permis l'estimation de la force motrice, qui est délivrée par le moteur, ainsi que l'estimation de la masse en fonction de la valeur estimée de cette force. Compte tenu de cette étude, l'estimation de la masse et de la pente de la route a connu un autre objectif dans une étude récente effectuée dans de notre équipe [50]. En effet, cette étude a présenté, une méthode de gestion énergétique pour un véhicule électrique hybride et un VEB. Les auteurs ont utilisé dans les deux cas une nouvelle méthode basée sur un algorithme des moindres carrés récursifs pour estimer en ligne et simultanément la masse et la pente de la route. Cette méthode a été, par la suite, intégrée dans la méthode d'optimisation non-linéaire pour planifier les arrêts de recharge.

L'étude [55] a présenté un algorithme d'estimation de la masse, tout en tenant compte des profils variables de la conduite. L'algorithme conçu est composé de deux sous-estimations qui reposent sur la dynamique longitudinale et la dynamique de roulement. La première sous-estimation a été basée sur un algorithme des moindres carrés récursifs en considérant la dynamique longitudinale du véhicule. Par contre, la deuxième sous-estimation a utilisé la dynamique de roulement et le schéma d'adaptation pour établir l'algorithme des moindres carrés récursifs. La limite de ces deux algorithmes réside dans la mauvaise validation de l'estimation. En effet, la simulation des résultats estimés n'a pris pas en compte que les données du couple moteur comme donnée d'entrée et n'a pas tenu en compte les sources de perturbation d'un véhicule réel.

b. Calcul de la moyenne

A l'opposé de la méthode de recherche d'événements, la méthode de calcul de la moyenne contrôle la dynamique du véhicule pour estimer directement la masse et la pente du terrain par différentes méthodes, à savoir la méthode récursive des moindres carrés, le filtre de KALMAN ou même des méthodes d'estimation non linéaires. En effet, certaines études ont présenté une estimation simultanée, directe et en ligne de la masse du véhicule et de la pente de la route [56-58]. Dans ces études la méthode des moindres carrés récursifs est utilisée. Cette méthode intègre des facteurs d'oubli, afin d'exclure la différence du taux de variation entre ces deux paramètres. A la fin de l'estimation, cette méthode a donné des valeurs relativement proches des valeurs réelles parce que les auteurs ont considéré la perturbation au niveau de la variation du rapport de vitesse. Cette linéarité a ainsi causé une augmentation de la sensibilité de l'algorithme au bruit et n'a pas assuré un suivi efficace des variations de la dynamique du véhicule. Le couple moteur a été pris en compte comme paramètre d'entrée pour l'estimation. Toujours dans le contexte de l'estimation de la masse et de la pente, lorsqu'on compare l'algorithme des méthodes des moindres carrés pondérés utilisant plusieurs facteurs d'oubli avec un système à deux étages qui suit un estimateur non linéaire « Lyapunov-based nonlinear estimator » avec un schéma récursif des moindres carrés, on observe trois principales limites [59]. Ces limites pourraient être améliorées dans l'estimation de la masse : premièrement, il faut utiliser un filtre pour minimiser le plus possible le bruit. Deuxièmement, il faut arrêter l'estimation durant le freinage et le changement du rapport de vitesse. Et finalement, il faut redémarrer la matrice de covariance pour le cycle de parcours. Les travaux de [60], ont proposé un algorithme de la méthode des moindres carrés pondérés pour l'estimation de la masse du véhicule, tout en utilisant le modèle de la dynamique

longitudinale du véhicule. Dans cette étude, le bruit est considéré au niveau des modèles de sortie et d'entrée; c'est-à-dire l'erreur est formulée sur les variables d'entrée avec un modèle des moindres carrés. Lors de la validation de la méthode d'estimation, la valeur estimée de la masse a montré une convergence significative vers la valeur réelle. Ici aussi, la force de traction (déduite du couple moteur) a été prise comme un paramètre d'entrée connu à l'estimation.

Dans une autre étude qui vise à l'estimation de la masse et la pente, l'étude [61] a utilisé un filtre de KALMAN. Cet algorithme a été utilisé par la suite pour comparer les valeurs de l'estimation simultanée des deux paramètres, pente et masse ainsi que les valeurs de l'estimation de la masse uniquement. Les résultats de l'estimation simultanée de la masse et de la pente montrent que pour un changement de la pente, la valeur estimée de la masse converge vers la valeur réelle avec une erreur plus élevée que lorsque la masse a été estimée seule. Cependant, la durée de convergence de la valeur estimée a été plus longue que celle obtenue lorsque l'estimation de la masse est simultanée avec celle de la pente.

Une autre méthode d'estimation en temps-réel de la masse d'un véhicule hors-route a été présentée dans [62]. Dans cette étude les mesures de l'accélération de la masse suspendue et non suspendue ont été prises en compte. Cette méthode dépend des excitations de base pour que l'accélération de la masse non suspendue soit mesurable et devient une donnée d'entrée dans l'algorithme d'estimation des moindres carrés récursifs.

c. Méthodes non linéaires et combinaison de différents types d'estimateurs

Dans la littérature il a été démontré que l'estimation de la masse pourrait être assurée par un estimateur non linéaire. Dans les travaux de [63], un algorithme d'estimation basé sur un observateur adaptatif a été développé pour prédire la masse suspendue. Il s'agit de déterminer

les différents paramètres du système de suspension actif des véhicules. Un modèle du système de suspension intégrant la dynamique de l'actionneur hydraulique est utilisé. L'observateur est utilisé pour s'adapter au frottement à sec qui est habituellement présent à des grandeurs importantes dans les actionneurs hydrauliques. L'observateur peut également être utilisé pour s'adapter sur les raideurs des ressorts, sur l'amortissement visqueux et sur le module hydraulique. Puisque la masse suspendue dépend du nombre de passagers et de la charge du véhicule, elle devrait être régulièrement mise à jour durant le trajet. Les observateurs adaptatifs utilisent des mesures de deux accéléromètres et d'un capteur électrique passif (inductif) de déplacements linéaires (appelé « Linear Variable Differential Transformer (LVDT) »). Ces observateurs donnent de bonnes performances expérimentales lorsqu'ils sont mis en œuvre sur un banc d'essai de suspension en demi-véhicule. La limite de cet algorithme réside dans sa sensibilité vis-à-vis de la variation de la masse suspendue. En effet, le système est incapable de donner des valeurs proches des valeurs réelles, si le type de surface de la route change (exemple : bosse de neige ou bosse de ralentissement, présence de fissures dans l'asphalte, etc.).

Récemment, l'étude [64] a montré un nouveau modèle adaptatif d'un observateur non linéaire pour estimer trois paramètres nécessaires pour le fonctionnement du véhicule : la masse, la pente de la route et le coefficient de résistance au roulement. Pour ce faire, seuls le couple moteur et les vitesses du véhicule ont été utilisés comme paramètres d'entrée à l'estimation. L'algorithme a intégré le mode de glissement pour donner une convergence rapide et robuste à l'estimation. Ceci n'était possible qu'en présence d'excitation persistante d'un observateur adaptatif et finalement, d'une analyse basée sur la théorie de Lyapunov. Si on compare cette méthode avec l'algorithme proposé auparavant dans [63], il en ressort que l'algorithme de

cette étude est moins efficace, en terme d'erreur absolue. Dans un autre volet, la combinaison entre deux types d'algorithmes est possible. Dans l'étude [59], un système à deux étages a été établi pour estimer deux paramètres : la masse du véhicule et la pente de la route. L'algorithme des moindres carrés récursifs est conçu dans le premier étage pour estimer la masse, tout en considérant la valeur de la pente comme constante. Au second étage, un estimateur non linéaire est utilisé pour estimer la pente avec précision. Les résultats d'estimation ont montré un retard de convergence des valeurs estimées vers les valeurs réelles et des erreurs lors de la simulation des résultats. Dans cette étude, il a été supposé que la vitesse angulaire et le couple moteur peuvent être déterminés. D'ailleurs la majorité des études antérieures prennent en considération cette hypothèse.

Si on synthétise ces études mentionnées, on trouve qu'il y a plusieurs points qui restent à améliorer. Par exemple, dans toutes les études la vitesse du vent n'est pas prise en compte. Bien que ce paramètre stochastique ait un impact important sur la dynamique du véhicule, il est supposé nul dans les méthodes d'estimation de la masse. De plus, comme nous l'avons mentionné précédemment, le couple moteur est considéré comme connu dans la majorité des méthodes d'estimation. En effet, ces études intègrent un « look up table » à la place des capteurs. Mais, l'intervention des valeurs du couple par le « look up table » s'est montrée non précise. D'autre part, le modèle longitudinal du véhicule est non linéaire, il a fallu donc concevoir une approche d'optimisation non linéaire pour évaluer les paramètres au lieu de linéariser le modèle avec la limite des perturbations au niveau des données d'estimation.

2.5.2 Méthodes d'estimation du coefficient de résistance au roulement

L'hypothèse de la présente étude est la suivante : pour assurer un système de gestion énergétique efficace des VEBs, il serait nécessaire de tenir en compte dans la méthode de

prévision de l'énergie consommée non seulement les valeurs de la masse du véhicule, mais aussi les valeurs du coefficient de résistance au roulement. Ce dernier est un facteur influençant la consommation de l'énergie. Sa valeur est étroitement liée aux types de routes empruntés. Donc l'identification et la mise à jour de sa valeur durant le trajet est primordiale non seulement pour avoir une prévision fiable de l'énergie, mais aussi pour régler la distance de freinage en temps-réel [65] et entretenir les routes (ajuster les produits de déglaçage sur la route glacée en saison hivernale) [66].

Dans la pratique, la mesure directe de ce coefficient est impossible [67]. On parle plutôt d'une estimation de la valeur du coefficient de résistance au roulement. Dans la littérature, on distingue deux types d'estimateur du coefficient de résistance au roulement. Les méthodes indirectes et les méthodes directes d'estimation du coefficient de résistance au roulement.

a. Méthode indirecte

Récemment, l'étude [68] a établi une méthode d'estimation des paramètres physiques du véhicule grâce à l'installation d'un observateur non linéaire. En effet, le rayon effectif du pneumatique et le coefficient de résistance au roulement d'un véhicule sont deux paramètres affectant significativement la dynamique, les performances et le confort d'un véhicule. En raison de leur dépendance de la pression des roues, l'estimation de ces deux paramètres par cette approche indirecte a été utilisée pour surveiller la pression des roues. Il s'agit d'un système indirect de détection de la présence de dégonflage au niveau des roues. L'approche proposée consiste à développer un observateur non linéaire à partir de l'estimation des variables suivants : (i) les trois dynamiques : verticale, longitudinale et en rotation, (ii) les vitesses angulaires des roues et (iii) les mesures du couple d'actionnement. Un des avantages qu'on peut tirer de cette approche, c'est qu'elle est efficace, avec une convergence rapide des

valeurs estimées vers les valeurs réelles, et ne nécessite aucun capteur supplémentaire. De plus, la particularité la plus importante de cette approche réside dans l'estimation conjointe de deux paramètres : le rayon effectif et le coefficient de résistance au roulement. L'observateur présente une première solution pour l'estimation de la résistance dynamique au roulement, dans des situations de conduite standard. Les résultats de simulation obtenus ont permis ainsi, l'analyse de l'effet de la pression des roues sur les variables estimées.

b. Méthode d'estimation en ligne (en temps-réel)

Au cours des dix dernières années, trois principales méthodes d'estimation en ligne ont été proposées. Ce sont la méthode de glissement de la pente « Slip-slope method », la méthode du filtre de KALMAN étendu (EKF) et la méthode d'estimation individuelle de la roue.

- *La méthode de glissement de pente « Slip-slope method »*

Cette méthode a été utilisée par plusieurs groupes de recherche pour l'estimation du coefficient de résistance au roulement. L'étude [69] l'a développée dans l'état de traction, l'étude [70] l'a développée au freinage et l'étude [71] l'a développée à la fois pendant l'accélération et pendant le freinage du véhicule, et ceci sur une large marge de taux de glissement, y compris les conditions de glissement élevées.

Cette méthode nécessite d'une part, le « Global Position System » (GPS) pour mesurer la vitesse absolue du véhicule et d'autre part, le système de freinage antibloquage (ABS) pour mesurer la vitesse angulaire du véhicule. Cette méthode dépend aussi de la force longitudinale des roues qui pourrait être estimée par l'accéléromètre, une mesure qui n'est pas assez précise.

- *La méthode du filtre de KALMAN étendu (EKF)*

La méthode du filtre de KALMAN étendu (EKF) dépend de la dynamique longitudinale et de la dynamique latérale. Cette méthode d'estimation comprend deux parties : (i) la partie d'estimation de l'état du véhicule, ce qui est fait par le filtre de KALMAN étendu, et (ii) la partie de l'identification du frottement. L'étude [72] a développé la méthode du filtre de KALMAN étendu sur un modèle dynamique de véhicule à 8 degrés de liberté. L'étude [73] a proposé un système d'estimation basé sur un modèle dynamique de véhicule plus simplifié, qui ne prend en compte que la dynamique longitudinale, la dynamique latérale et la dynamique en rotation. L'inconvénient de cette méthode c'est qu'elle dépend de la valeur de la force de la roue, ce qui est assez difficile à mesurer et à un coût élevé.

- *La méthode d'estimation individuelle de la roue*

L'étude [74] a été basée sur la méthode d'estimation individuelle de la roue. Un algorithme a été développé pour estimer, en temps réel le coefficient de résistance au roulement roue/chaussée individuellement sur chaque roue d'un véhicule. Cette méthode n'a pas besoin d'un GPS pour mesurer la vitesse absolue du véhicule. La démarche de travail a été basée sur le développement de trois observateurs pour l'estimation du taux de glissement et des forces longitudinales. L'estimation de ces deux paramètres a permis l'identification du coefficient de résistance au roulement roue/chaussée par la méthode des moindres carrés récursifs (MCR). Le système d'estimation du coefficient de résistance au roulement est composé de trois étapes : (i) estimer la force longitudinale de la roue, (ii) estimer le taux du glissement longitudinal des roues et (iii) utiliser un algorithme des moindres carrés récursifs pour le calcul du coefficient de résistance au roulement grâce aux valeurs de la force

longitudinale et du facteur de glissement longitudinal des roues. Les résultats d'estimation de cette étude n'étaient pas précis et le gain d'estimation devait être ajusté.

Récemment, les auteurs de l'étude [67] ont proposé une méthode d'estimation plus rentable en termes du coût et des mesures à réaliser. Le processus d'estimation dépend uniquement de : (i) la mesure de la vitesse angulaire de la roue (mesurée par le système ABS), (ii) le couple traction/frein (mesuré par les bus CAN du véhicule) et (iii) l'accélération longitudinale (mesurée par l'accéléromètre longitudinale) [74]. Le coefficient de résistance au roulement serait finalement estimé en utilisant l'algorithme des moindres carrés récursifs (MCR), en se basant sur les résultats obtenus dans les étapes (i) et (ii). La méthode proposée en [67] est récapitulée dans la Figure (2.6).

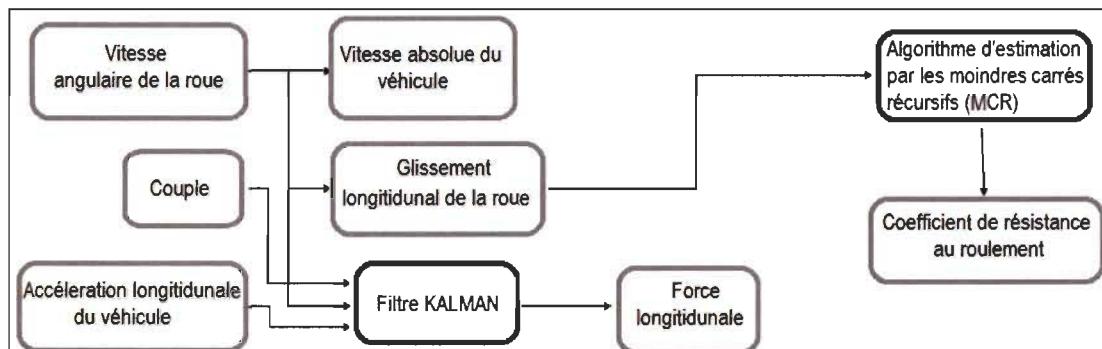


Figure 2.6 Les étapes de la méthode d'estimation proposée dans [67]

On trouve aussi le cas de l'estimation à l'aide d'un estimateur non linéaire. Dans l'étude [63], un algorithme basé sur un observateur a été développé. La théorie développée est utilisée pour l'identification des paramètres sur la base observation dans le système de suspension actif d'un véhicule. Un modèle réaliste du système de suspension incorporant la dynamique de l'actionneur hydraulique est utilisé. Cet algorithme est utilisé pour adapter le frottement sec, qui est généralement présent dans les grandeurs significatives dans les actionneurs

hydrauliques. Les observateurs donnent une bonne performance expérimentale lorsque l'expérimentation est mise en œuvre sur un banc d'essai de suspension demi-véhicule.

2.6 Conclusion

D'après les études que nous venons de citer dans cette section, on remarque que la littérature n'a pas examiné la planification de l'énergie en se reposant sur des méthodes de prolongement de la durée de vie des batteries. C'est dans ce contexte qu'apparaît notre contribution majeure. Cette étude serait le point de départ vers l'amélioration des approches de gestion énergétique par l'élaboration d'une approche visant à planifier les arrêts dans les stations de recharge pour un VEB. Développer une méthode valide et efficace de l'estimation simultanée de la masse et du coefficient de résistance au roulement et établir une approche d'optimisation non linéaire pour minimiser le coût total du voyage, seront nos piliers primordiaux de la méthode à développer. Estimer simultanément ces deux paramètres n'a jamais été abordé précédemment dans la littérature. Dans le chapitre 3, nous présentons les modèles mathématiques que nous avons utilisés pour établir la méthode de gestion énergétique d'un VEB.

Chapitre 3. Modélisation de la gestion énergétique d'un véhicule électrique rechargeable à batterie

3.1. Introduction

La chaîne de conversion énergétique d'un VEB est constituée par les composants précédemment décrits dans le chapitre 2. Il s'agit, du réseau d'alimentation alternatif, du chargeur de batteries, d'une source embarquée d'énergie électrique (batterie), de l'ensemble convertisseur électronique (moteur et commande) et, enfin, de la transmission mécanique dont le rôle est d'accorder les paramètres mécaniques de la charge à ceux du moteur. Pour l'analyse de la consommation énergétique totale, on ne s'est intéressé qu'à la chaîne de traction proprement dite.

Dans ce chapitre, nous présentons l'ensemble des principes physiques associant le comportement de la dynamique d'un véhicule et les paramètres physiques de ses différents composants. Pour développer la méthode d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement d'un VEB, on s'est limité à la modélisation des composants du véhicule qui décrivent la dynamique longitudinale. Dans cette section, on décrit aussi les modèles physiques de la batterie qui nous ont permis d'établir notre stratégie de gestion énergétique. Connaissant les paramètres de la batterie les plus influents sur la consommation de l'énergie, nous décrivons les critères à minimiser dans la fonction de coût. L'optimisation de la fonction de coût nous permettra de définir le système de planification énergétique

3.2 Modèle de la dynamique longitudinale

Seule la dynamique longitudinale est considérée dans cette étude pour limiter les conditions dynamiques du véhicule, facilitant ainsi la mise en place d'une stratégie de gestion énergétique. La dynamique longitudinale d'un véhicule traduit le comportement du véhicule selon l'axe longitudinal en accélération/décélération. Le modèle longitudinal du véhicule, retenu ici, contient la surface de la route, les roues et l'environnement extérieur. Ici, les composants constituants le groupe motopropulseur sont modélisés séparément.

3.2.1 Modèle physique du véhicule

Selon le déplacement longitudinal du véhicule représenté dans la Figure (3.1), le modèle physique du VEB utilisé est décrit par différentes équations.

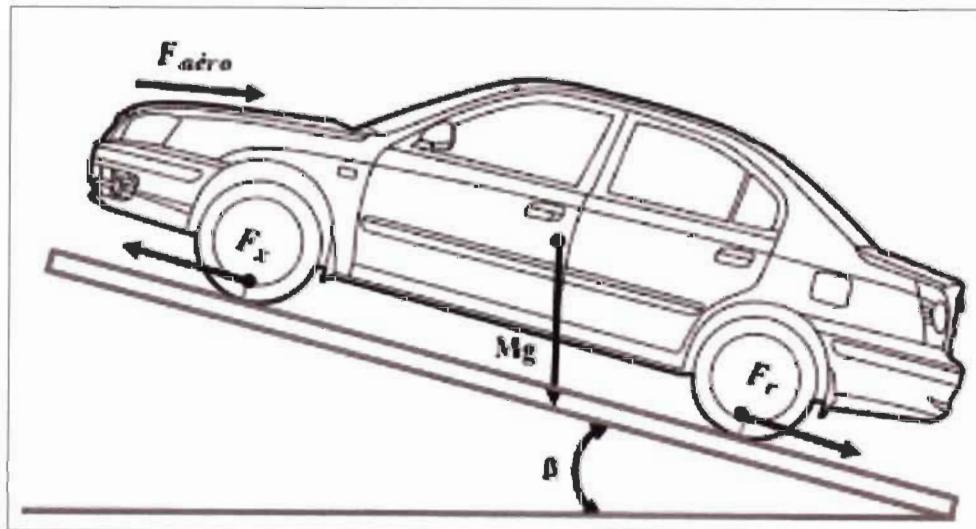


Figure 3.1 Schéma illustrant les différentes forces longitudinales agissant sur un véhicule en mouvement sur une route inclinée [68]

Ce modèle représente les aspects mécaniques du véhicule électrique, tels qu'exprimés dans l'équation (3.1) [68]:

$$\sum F_{VER} = F_x - F_{aéro} - F_r - F_{pente} \quad (3.1)$$

Avec,

F_x : la force longitudinale,

$F_{aéro}$: la force aérodynamique,

F_r : la force de résistance au roulement

F_{pente} : la dynamique de la route

Les différents composants de ces forces seront détaillés dans les paragraphes suivants.

a. La force aérodynamique

La force aérodynamique est la force exercée par l'air selon l'axe du mouvement sur le véhicule. Elle est proportionnelle à la masse volumique de l'air (ρ) exprimée en kg/m³, à la surface frontale du véhicule (A) exprimée en m², au coefficient de la trainée du véhicule (C_d) et au carré de la vitesse du véhicule (v) (voir l'équation (3.2)). La masse volumique dépend de la pression et de la température atmosphérique.

$$F_{aéro} = \frac{1}{2} \rho A C_d v^2 \quad (3.2)$$

b. La force de résistance au roulement

La force de résistance au roulement est la résistance du véhicule, due au contact des roues avec la chaussée. Elle peut varier en fonction de plusieurs paramètres : la vitesse du véhicule, la pression des roues, l'état et le type de la chaussée (sèche, humide, sablée, etc.) [5]. Dans le cas simplifié du modèle, la force de résistance au roulement s'écrit comme suit dans l'équation (3.3) :

$$F_r = \mu M g \cos(\beta) \quad (3.3)$$

Avec :

μ : le coefficient de résistance au roulement,

g : l'accélération de la gravité exprimée en (m/s^2),

M : la masse totale du véhicule exprimée en (kg),

β : l'angle de la pente exprimée en (rad),

c. La force de la dynamique de la route

La force de la dynamique de la route est la force de gravité obtenue quand le véhicule circule sur une route non horizontale :

$$F_{pente} = M g \sin (\beta) \quad (3.4)$$

$$F_{rés} = F_{aéro} + F_r + F_{pente} \quad (3.5)$$

En appliquant le principe fondamental de la dynamique longitudinale d'un véhicule en mouvement (comme dans la Figure (3.1)), on obtient les équations suivantes :

$$M \dot{v} = F_x - F_{rés} \quad (3.6)$$

$$M \dot{v} = F_x - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2 - \mu M g \cos(\beta) - M g \sin(\beta) \quad (3.7)$$

$$P_m(k) = M \dot{v} v + [\frac{1}{2} \rho A C_d v^2] v + [\mu M g \cos(\beta)] v + [M g \sin(\beta)] v \quad (3.8)$$

Admettant que le couple moteur est totalement transmis aux roues, le modèle longitudinal du véhicule est défini par l'équation (3.7) et la puissance mécanique correspondante est traduite par l'équation (3.8) à l'instant k :

$$P_m = F_x v \quad (3.9)$$

La relation entre le couple au niveau des roues, qui provient du groupe motopropulseur et de la force motrice du pneumatique, est donnée par :

$$C = F_x R_{roue} \quad (3.10)$$

C : le couple du groupe motopropulseur exprimée en (N.m)

En considérant la modélisation de la dynamique longitudinale dans l'équation (3.7), on a pu mettre en évidence la relation entre la vitesse et la masse d'une part et la vitesse et le coefficient de résistance au roulement de l'autre (Figure (3.2 A et B)). Le graph A illustre la diminution de la vitesse lorsque la masse augmente, tout en considérant la pente et le coefficient de la résistance au roulement comme constants. De même, tel qu'illustré dans le graph B, lorsque le coefficient de la résistance au roulement augmente, la vitesse diminue au cours du temps.

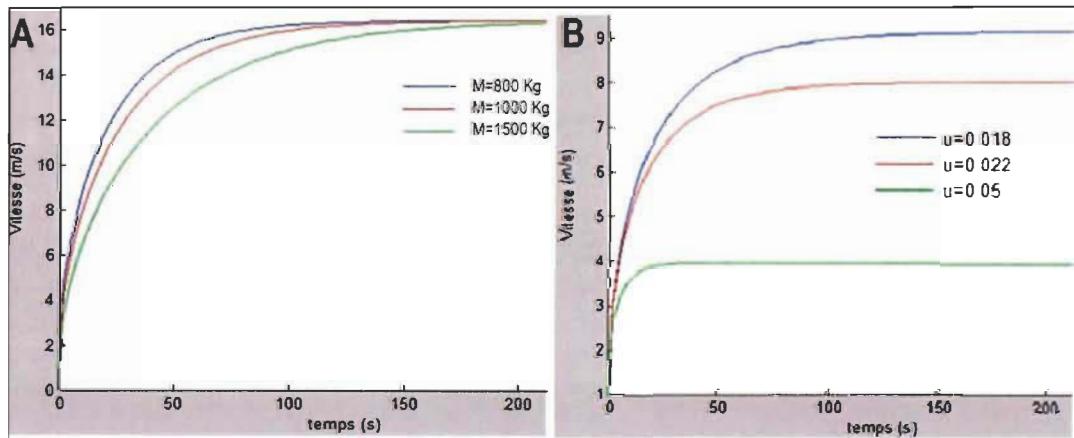


Figure 3.2 Influence de la masse (A) et du coefficient de résistance au roulement (B) sur la vitesse du véhicule

3.2.2 Modèle du pneumatique du véhicule

Le modèle du pneumatique sert à exprimer le lien entre la dynamique longitudinale du véhicule et la dynamique en rotation des éléments du groupe motopropulseur. Plusieurs modèles mathématiques décrivent le comportement du pneumatique. Dans notre étude, le modèle choisi est celui développé par M. Hans B. Pacejka [75] [76]. Le modèle de Pacejka est connu sous le nom de « formule magique ». A ce jour, cette formule est utilisée dans la

majorité des études parce qu'elle est la meilleure pour représenter le comportement du pneumatique. Elle est utilisée comme référence dans le domaine industriel puisqu'elle traduit toutes les composantes de la force générale. Brièvement, le modèle de Pacejka est un modèle ajusté aux conditions d'essais réelles, puisqu'il est issu d'interpolation de résultats expérimentaux réalisés sur un banc d'essai. Ce modèle quasi-statique et non-linéaire permet de calculer les forces longitudinales, latérales, ainsi que le moment de l'auto-alignement en fonction de la vitesse du point de contact des roues/surface de la route. Il exprime aussi le couplage entre les efforts longitudinaux et latéraux. Dans notre étude, on s'est focalisé sur les composants de la dynamique longitudinale. Le modèle nous permet d'exprimer la dynamique du véhicule au niveau de la roue en fonction de la force longitudinale. Il sert aussi à mettre en évidence la relation entre le taux de glissement et le coefficient de résistance au roulement.

a. Modèle de la dynamique du véhicule au niveau de la roue

La vitesse angulaire des roues V_r exprimée en rad/s) est calculée à partir de la vitesse linéaire du véhicule de l'équation (3.11), tout en négligeant le glissement des roues:

$$I \cdot \frac{dV_r}{dt} = C - C_{rés} - R_{roue} F_x \quad (3.11)$$

$C_{rés}$: le couple résistant,

I : l'inertie de la roue,

V_r : la vitesse angulaire de la roue,

Le couple de traction (C) et le couple de freinage ($C_{rés}$) sont délivrés de la roue du rayon de la roue (R_{roue}) et de la force longitudinale de la roue (F_x) comme illustrée dans l'équation (3.6).

Finalement, la dynamique du véhicule exprimée au niveau de la roue est donnée par :

$$\frac{dV_r(t)}{dt} = \frac{1}{M R_{roue}^2} (C - C_{rés} - R_{roue} F_x) \quad (3.12)$$

Avec le couple résistant est : $C_{rés} = F_{rés} R_{roue}$

b. Relation entre le taux de glissement et le coefficient de résistance au roulement

Grâce au modèle de la roue, les auteurs de l'étude [74] ont mis en évidence la relation entre le glissement des roues et la variation du rapport entre la force de traction et la force de freinage. La Figure (3.3) illustre la variation de la force longitudinale normalisée de la roue en fonction du taux de glissement sur trois différents types de surface : béton sec, asphalte mouillé et neige.

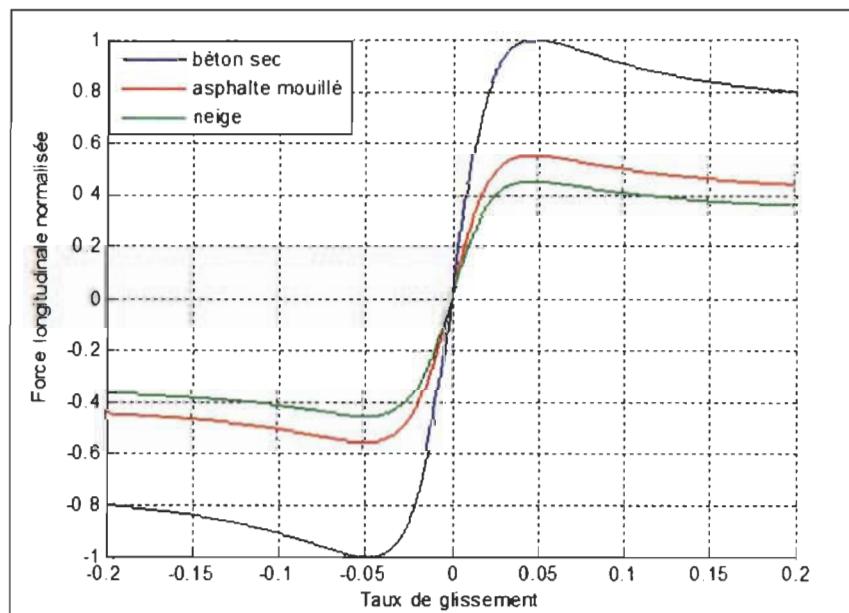


Figure 3.3 Force longitudinale normalisée en fonction du taux de glissement sur trois types de surface [74].

Comme le montre les allures des trois courbes, la force longitudinale normalisée ($\rho = \frac{F_x}{F_z}$) définit par la force longitudinal (F_x) du véhicule et la force normale (F_z) suit une fonction croissante du taux de glissement (σ_x) jusqu'à atteindre une valeur de glissement critique, où

(ρ) atteint une valeur égale au coefficient de résistance au roulement (μ). A partir de cette valeur l'allure de la force normalisée commence à diminuer lentement. Ainsi, on constate que le coefficient de la résistance au roulement pourrait être calculé lorsque les valeurs du taux de glissement et de la force normalisée de la roue sont connues [74].

Dans la zone de très faible glissement correspondant à la partie linéaire de la force normalisée de la roue, la force longitudinale générée sur la roue est proportionnelle à son taux de glissement, pour une surface de la route donnée et pour une force normale (F_z). Cette relation peut être décrite comme suit:

$$\frac{F_x}{F_z} = K \sigma_x \quad (3.13)$$

On peut maintenant conclure que la force longitudinale générée sur chaque roue dépend du taux de glissement longitudinal (σ_x), du coefficient de résistance au roulement roue/surface de la route (μ), de la force normale appliquée sur la roue (F_z) et du facteur de glissement (K).

L'effort longitudinal est étroitement lié à la force normale appliquée sur la roue et du taux de glissement (σ_x) qui est calculé en fonction de la vitesse angulaire de la roue (V_r) et de la vitesse longitudinale du centre de la roue (V_x). Pour la traction ou le freinage, le taux de glissement d'une roue est la différence entre la vitesse longitudinale de la roue et la vitesse angulaire de rotation de la roue, au point de contact roue/surface de la route. Cette relation est représentée dans les équations suivantes :

$$\begin{aligned} \sigma_x &= \frac{V_r - V_x}{V_r} \quad \text{\#Traction} \\ \sigma_x &= \frac{V_r - V_x}{V_x} \quad \text{\#Freinage} \end{aligned} \quad (3.14)$$

En considérant le modèle de Pacejka [75], [76], la relation entre le taux de glissement et la force longitudinale sont donnés par la formule suivante:

$$Fx = D \sin(C \tan^{-1}(B \sigma_x + Sh - E((B \sigma_x + Sh) - \tan^{-1}(B \sigma_x - Sh))) + Sv \quad (3.15)$$

Avec B : le coefficient de raideur, C : le facteur de rigidité ou de forme, D : la valeur de crête (ou le maximum de la courbe), E : le facteur de courbure qui permet de contrôler la valeur du taux de glissement maximum, Sh et Sv : les décalages de valeurs; il s'agit du déplacement de la courbe horizontalement (Sh) et verticalement (Sv).

Les paramètres sont mesurés pour chaque pneu du véhicule [76]. B , C , D , E , Sh et Sv sont des paramètres variables et dépendent de la force normale appliquée sur la roue, les caractéristiques de la roue et le mode étudié.

La formule (3.15) permet, donc, de décrire les paramètres d'entrée et de sortie comme suit :

En entrée : le glissement longitudinal ou l'angle de dérive de la roue

En sortie : respectivement l'effort longitudinal ou l'effort latéral et le moment d'auto alignement.

3.3 Modèle de la batterie d'un véhicule électrique rechargeable à batterie

Dans l'élaboration du système de gestion énergétique nous avons fixé comme objectif de minimiser la fonction de coût. La fonction de coût sera essentiellement représentée par des critères associés à la décharge de la batterie. Il faut, donc, bien décrire le modèle de la batterie et cerner les composants influents la consommation de l'énergie pour sélectionner les différents variables de la fonction de coût. L'objectif de cette section est non seulement de décrire en détail les équations du modèle de la batterie, mais également de proposer des modifications permettant de modéliser les limites de la batterie au cours du projet. Un modèle original, visant à prédire la dégradation des batteries selon les conditions d'opération du véhicule, sera développé et détaillé dans les sections suivantes de ce chapitre.

3.3.1 Modèle physico-chimique

Les modèles exacts des batteries sont des modèles difficiles à concevoir et difficiles à calculer au cours des simulations. Pour alléger ce fardeau et rendre les modèles plus accessibles, une approche utilisant la représentation de la batterie dans des circuits électriques équivalents a été développée (Figure 3.4) [77].

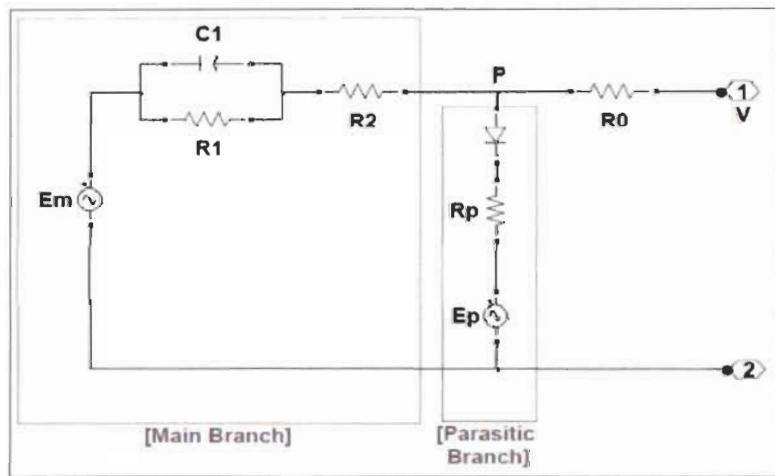


Figure 3.4 Circuit électrique équivalent de la batterie [51]

Le modèle est représenté par la série d'équations suivantes : (3.16), (3.17) et (3.18). Ces équations décrivent le comportement de la batterie et fournissent des informations pertinentes à son fonctionnement, tels que la tension, la température, la profondeur de la charge/décharge (DOD) et l'état de la charge (SOC) pour une intensité donnée et en mode de charge ou de décharge.

$$V_B = E_m = E_{m0} - K_e (273 + \theta)(1 - SOC) \quad (3.16)$$

$$R_0 = R_{00} (1 + A_0(1 - SOC)) \quad (3.17)$$

$$E_{(R_1, C_1)} = R_1 (1 + sR_1C_1) I_m \quad (3.18)$$

E_m : Tension de la branche principale (V),

K_e : Constante ($V/^{\circ}C$),

E_{m0} : Tension du circuit ouvert à charge pleine (V),

θ : Température interne ($^{\circ}C$),

SOC : État de charge (0-1),

I_m : Courant dans la branche principale (A),

R_0 : Résistance aux bornes de la batterie (Ω),

R_{00} : Résistance constante (Ω),

A_0 : Constante (N/A),

C_1 : Valeur de la capacité (F),

R_1 : Résistance du processus chimique (Ω),

$E_{(R_1,C_1)}$: La tension aux bornes du circuit (V),

La batterie est modélisée par une analogie du circuit équivalent. L'impact de la variation de la température est négligé dans notre étude. La tension de la borne de la batterie est alors reformulée comme suit :

$$V_B(t) = E_{m0}(SOC(t)) - R_0(SOC(t)) I_B$$

3.3.2 Estimation de l'énergie consommée

Avant de commencer le parcours, le conducteur fixe sa destination finale et la durée du trajet qu'il prévoit effectuer. Le « Global Information System (GIS) » donne, ensuite, les informations sur l'itinéraire. Ainsi, le système de planification énergétique peut prévoir les

conditions futures du parcours et la consommation potentielle d'énergie nécessaire pour parcourir le trajet. Ceci étant possible qu'en utilisant le modèle longitudinal illustré par l'équation (3.7) et la puissance mécanique correspondante exprimée dans l'équation (3.8). Par conséquent, l'équation discrète de l'énergie des batteries nécessaire (E^B) (équation (3.21)), à chaque temps d'échantillonnage (k), est obtenue après combinaison des équations (3.19) et (3.20) :

$$E^B(k + 1) = E^B(k) - \frac{1}{\eta_B}(k) P^B(k) \Delta T \quad (3.19)$$

$$P_m(k) = \eta_m(P_m(k - 1), P_e(k)) \quad (3.20)$$

$$E^B(k + 1) = E^B(k) + \frac{1}{\eta_B \eta_m} P_m(k) \Delta T \quad (3.21)$$

Où ΔT est la période d'échantillonnage, (P_m) et (P_e) est la puissance mécanique et électrique.

Ainsi, l'énergie à consommer jusqu'à la destination finale peut être estimée comme suit :

$$E^B(N) = \sum_{J=K+1}^N E^B(J) + \sum_{J=K+1}^N \left[\frac{1}{\eta_B \eta_m^M} \right] \tilde{P}_m(j) \Delta T \quad (3.22)$$

Où N : le nombre total d'échantillons.

Le premier terme de l'équation (3.22) désigne l'énergie réelle des batteries consommée jusqu'à l'instant (J) et le deuxième terme désigne la prévision de l'énergie à consommer de l'instant (k) jusqu'à la destination finale du trajet.

La littérature indique que la durée de vie prévue d'une batterie est étroitement liée à la profondeur de la décharge de la batterie (DOD), à l'état de charge de la batterie (SOC), et au nombre de cycles charge/décharge [78,79]. Ces trois paramètres sont représentés par les équations (3.23) et (3.24).

$$SOC(i) = 1 - \frac{E^B(i)}{C_{(0, \theta)}} \quad (3.23)$$

$$DOD(i) = \frac{E_{max}^B - E_{actual}^B(i)}{E_{max}^B} \quad (3.24)$$

L'état de charge de la batterie (SOC) est entre (0, 1), E^B est la charge de la batterie, θ est la température, $(C_{(0, \theta)})$ est la capacité en fonction du courant zéro exprimée en (Ah), DOD est la profondeur de la décharge considérée, E_{max}^B est l'énergie chargée de la batterie et E_{actual}^B est l'énergie restante dans la batterie lorsque le véhicule arrive à la station de charge (i) [27].

L'état de charge (SOC) et la profondeur de décharge (DOD) sont décrits comme suit. Ces états représentent l'énergie dépensée par la batterie par rapport à sa capacité totale, allant de 0 (vide) à 1 (pleine). Les deux paramètres, (SOC) et (DOD), sont différents dans leur interprétation de la capacité. Le premier inclut seulement sa dépendance à la température, sans introduire l'effet du courant, et le second inclut l'effet du courant sur la capacité. La capacité de la batterie dépend du courant, un phénomène illustré dans la Figure (3.5).

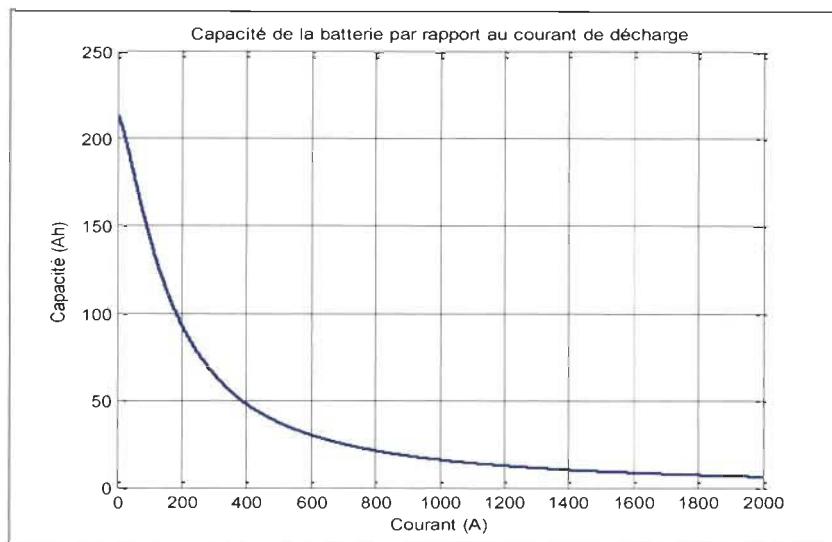


Figure 3.5 Capacité de la batterie en fonction du courant de décharge

Tout d'abord, le phénomène de dépendance de la capacité au courant fut abordé par [27]. Telle qu'illustrée dans la Figure (3.5), la capacité d'une batterie, mesurée en Ampère-heure (Ah), diminue exponentiellement avec le courant de décharge qui lui est imposé.

3.3.3 Modèle de la dégradation de la batterie

La dégradation de la batterie est un problème important, initialement abordé par les VEBs.

La modélisation de cette dégradation de la batterie est rapportée dans la littérature par trois méthodes d'estimation de la durée de vie: (*i*) le modèle de vieillissement physico-chimique, (*ii*) le modèle de vieillissement pondéré et (*iii*) le modèle de dégradation [80], [81], [82].

Nous avons utilisé le modèle de vieillissement en Ampère-heure pondéré parce qu'il est flexible et le plus simple. Le débit total d'énergie de la batterie est calculé et comparé à l'énergie épuisée, lorsque le véhicule se déplace. Cette méthode a été adaptée par [80]. Une variété de facteurs de stress a été associée aux conditions d'exploitation. Ces facteurs modulent ou pondèrent le taux de consommation d'énergie. Le modèle d'usure, qui est illustré dans la Figure (3.6), a été réalisé en utilisant les données du fabricant, qui sont facilement accessibles à travers une fiche technique, généralement fourni par le fabricant avec les batteries. La Figure (3.6) illustre le nombre de cycles (charge/décharge) en fonction de la profondeur de la décharge. Pour comprendre l'enjeu de la Figure, il faut définir certains critères. La durée de vie d'une batterie est définie par un nombre de cycles (présenté dans l'axe des ordonnées), dont chacun correspond à une certaine décharge correspondant à un pourcentage de profondeur donné, suivi d'une recharge complète. Quant à la profondeur de la décharge, elle se définit comme étant le taux d'énergie dépensé, quand la batterie est complètement chargée. Ce taux est déterminé à une température et un courant de décharge constants. D'après la Figure (3.6), lorsque le cycle de la batterie (charge/décharge)

commence à 10% de la capacité de batterie, l'opération se répéter 5000 fois jusqu'à l'épuisement total de la batterie (jusqu'à la mort de la batterie). Par contre, lorsque la décharge est effectuée à 50% de la capacité de la batterie, l'opération se répéter uniquement 1000 fois. On conclut ainsi que plus la décharge des batteries est profonde plus la durée de vie est réduite.

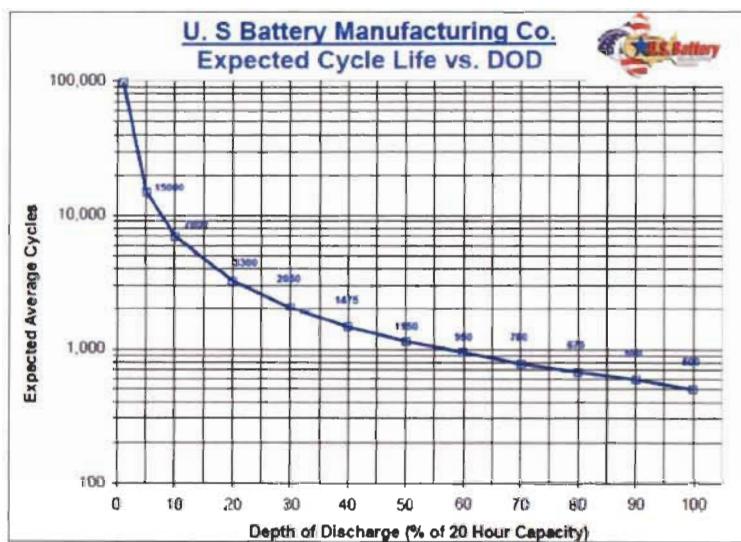


Figure 3.6 Nombre de charge/décharge en fonction de la profondeur de décharge des batteries (DOD).

Cette Figure illustre l'effet de la profondeur de la décharge de la batterie sur la durée de vie de la batterie acide-plomb. En utilisant Simulink, il était possible de transposer directement les valeurs de ce graphe dans une forme pratique, dans une table de référence. La dégradation de la batterie est alors exprimée comme suit :

$$LifeSpan(i) = \frac{E_{actual}^B}{E_{nominal}^B} \quad (3.25)$$

LifeSpan : Pourcentage d'usure de la batterie (0-1),

E_{actual}^B : Capacité dépensée jusqu'au moment présent exprimée en (Ah),

$E_{nominal}^B$: Capacité totale disponible durant la vie utile de la batterie exprimée en (Ah),

L'expression (3.25) décrit la durée de vie de la batterie, comme étant le rapport de l'énergie dépensée (E_{actual}^B) par l'énergie disponible dans la batterie ($E_{nominal}^B$). Ceci entraîne une valeur d'usure nulle (égale à 0) qui monte jusqu'à ce que la batterie soit morte (égale à 1).

En général, le principe de cette méthode est basé sur le calcul de l'énergie disponible dans la batterie et celle qui est consommée lors de son utilisation. Pour une énergie en Ampères par heure (Ah), on arrive à concevoir un modèle polyvalent qui ne considère pas certaines contraintes, comme la dépendance à la fréquence d'échantillonnage [83], la technique de comptage de cycles [84] et la complexité de calcul des modèles chimiques pointus [85]. La technique est décrite donc par l'équation suivante (3.26) :

$$E_{nominal}^B = C_{nom} DOD(i) LifeCycle_{(F,DOD)} \quad (3.26)$$

$E_{nominal}^B$: Capacité totale disponible en autonomie (Ah),

C_{nom} : Capacité nominale de la batterie (Ah),

DOD : Profondeur de décharge du cycle de vie de la batterie,

$LifeCycle_{(F,DOD)}$: Nombre de cycles à la défaillance du DOD correspondant,

L'énergie totale dans la batterie est l'énergie que la batterie pourra retourner au consommateur, donc lors de la décharge uniquement et durant la totalité de sa vie utile, donc de l'état complètement neuf jusqu'à sa mort, à 80% de sa capacité nominale. Ceci est totalement différent de l'énergie qu'exprime l'état de charge (SOC), donné par chaque technologie de batterie, qui lui fournit la quantité d'énergie stockée dans la batterie d'une manière instantanée. Mais les deux valeurs sont étroitement liées, comme le décrit l'équation (3.25). Pour évaluer cette énergie, on utilise l'équation (3.26) énoncée ci-dessus. Cette équation peut être décomposée comme suit : multiplier la capacité de la batterie fournie par

le modèle de la batterie selon le courant et la température, par la fraction de la capacité donnée, en fonction du régime utilisé, et ceci pour la durée de vie totale de la cellule [83]. On peut dire que cette équation dépend des conditions d'utilisation empruntées par le type de la technologie de la batterie. Ainsi, la valeur de la capacité calculée change avec le mode de décharge, tel que présenté au cours des sections précédentes, et indiqué dans le modèle d'usure. Par exemple, pour une décharge maximale (de 5 %) et une capacité C8 de 151 Ah, la batterie peut répéter le cycle 15 000 fois avant d'échouer. En compilant $151 \text{ Ah} \times 5\% \times 15000$, nous obtenons 137, 250 Ah (voir Tableau (3.1)). On regroupe dans Tableau (3.1) le calcul du débit de charge en (Ah) correspondant à des pourcentages de profondeur de la décharge entre 5 et 100% et à un nombre de cycle charge/décharge entre 500 et 15000.

Tableau 3.1 Débit d'énergie des batteries en fonction de la profondeur de la décharge et le nombre de cycles

Profondeur de la décharge (%)	Nombre de cycles	Débit calculé (Ah)
5	15000	137250
10	7000	128100
20	3300	120780
30	2050	112545
40	1475	107970
50	1150	105225
60	950	104310
70	780	99918
80	675	98820
90	590	97173
100	500	91500

La valeur de la capacité totale disponible dans la batterie ($E_{nominal}^B$) peut être réglée à une valeur aussi élevée que possible. Dans ce cas, elle est de 137250 Ah correspondant à 5 % de décharge. Ce réglage sera compensé par l'addition directe d'un facteur d'accélération de la dégradation de la batterie (F_{DOD}) à des décharges plus profondes.

En isolant seulement le courant de la décharge puis en l'intégrant en fonction du temps, la charge d'énergie est obtenue en Ampères-heures (Ah). Cependant, il est nécessaire d'adapter cette équation aux effets négatifs de la profondeur de la décharge. Si cette équation est prise telle qu'elle est, elle n'indiquerait que l'énergie nominale dépensée, sans aucune pénalité pour les différents facteurs de stress négatifs (équation (3.28)).

$$F_{DOD}(i) = 1 + \frac{E_{nominal}^B - E_u^B}{E_{nominal}^B} \quad (3.27)$$

$$I = F_{DOD} I_{actual} \quad (3.28)$$

$$E_u^B = \int_{t_0}^{t_1} I_B dt \quad (3.29)$$

F_{DOD} : Dégradation de la batterie (N/A),

I_B : Débit de courant réel (A),

$E_{nominal}^B$: Capacité nominale au niveau maximal (Ah),

E_u^B : Capacité au niveau DOD correspondant (Ah),

Le facteur de dégradation de la batterie (F_{DOD}) correspond à 1 lorsque les conditions sont similaires au point de référence nominal, c'est à dire pour une décharge de 5%. Il augmente graduellement avec un niveau de décharge plus profond. La dégradation de la batterie (F_{DOD}) multiplie le courant utilisé pour mesurer l'énergie dépensée. Les effets de la profondeur de la décharge sont donc pris en compte, car le courant est évalué par le facteur de dégradation et

est intégré en fonction du temps pour mesurer l'usure (3.26) [83]. Il est, donc, possible de reformuler l'expression (3.26) comme suit :

$$LifeSpan(k) = \frac{P_{used}}{E_{nominal}^B} = \frac{\int_{t(k-1)}^{t_k} (I(k) \times F_{DOD}) dt}{C_{nom} \cdot DOD(i) \cdot LifeCycle(F, DOD)} \quad (3.30)$$

Dans les cas extrêmes, lorsque la batterie est complètement chargée ($DOD = 0$), les deux termes de la division sont proches de 0, donc l'usure n'est pas cumulée. Mais si la batterie est à pleine décharge (près de $DOD = 1$), les mêmes deux termes sont à leurs valeurs maximales et l'usure progresse très rapidement. La technique décrite précédemment exprime donc, la dégradation cumulée (ou bien progressive) de la durée de vie de la batterie. Cependant, cette dégradation progressive génère des conséquences sur les caractéristiques de la batterie. Par exemple, à la perte de durée de vie s'associe également la diminution de la capacité nominale, c'est-à-dire une batterie neuve peut stocker une quantité d'énergie plus élevée à chaque charge qu'une batterie usée.

3.3.4 Description de la fonction de coût

L'un des objectifs de ce travail est de fournir la durée de charge $T_C(i)$, qui est la séquence de temps passée à chaque station de recharge, afin de remplir le pack de la batterie d'un VEB. La planification de la recharge d'énergie de ce véhicule doit, alors, être sélectionnée en fonction de la durée totale de charge, qui est la somme de la durée d'arrêt et du temps de charge (somme du temps passé à chaque station de charge). Par conséquent, chaque durée de charge dans une station $T_C(i)$ aura un impact direct sur la durée totale du trajet. C'est une fonction de l'énergie consommée par un VEB, depuis la dernière charge complète. En général, les VEBs nécessitent plusieurs minutes pour la recharge. Parfois, cela peut prendre environ une heure. Ainsi, il est nécessaire de déterminer les valeurs optimales de chaque T_C .

Dans cette section on décrira les équations représentant les différents critères de la fonction de coût.

a. Fonction de coût

Afin de planifier un système énergétique et fournir un calendrier réalisable pour le temps de recharge pendant le voyage, il est nécessaire de minimiser les critères suivants :

- la dégradation de la batterie (réduction de la durée de vie), causée par des valeurs élevées de la profondeur de la décharge (DOD),
- le temps de recharge ($T_C(i)$),
- le coût d'usure,

La fonction de coût (équation (3.31)) est constituée de 3 sous-fonctions, soit une fonction pour chaque terminal de recharge. Les décisions sont traitées à chaque terminal (comme indiqué au paragraphe (3.3.4)).

$$J_i(k) = C_{Usure}(k)^2 + C_{Energie}(k)^2 + C_{Arrêt}(k)^2 \quad (3.31)$$

Avec

C_{Usure} : Coût d'usure,

$C_{Energie}$: Coût de l'énergie,

$C_{Arrêt}$: Coût d'arrêt,

$$C_{Usure}(k) = \% \text{ Usure}(0) + \% \text{ Usure}(k) \text{ Coût}^B \quad (3.32)$$

$$C_{Energie}(k) = (E_{actual}^B(T_i + T_r) - E_{actual}^B(T_r)) \text{ Coût}^E \quad (3.33)$$

$$E_{actual}^B(T_i) = f(LifeTime(k))$$

$$E_{actual}^B(T_i + T_r) = f(LifeTime(k), DOD(T_i), T_r(i))$$

$$C_{Arrêt}(k) = \frac{[T_r(i-1) + T_r(i)]}{D_{arrêt}} \quad (3.34)$$

T_i : Heure prévue pour l'arrivée à la station (i),

T_r : Temps de recharge,

$E_{actual}^B(T_r)$: L'énergie de la batterie au début de la charge,

$E_{actual}^B(T_i + T_r)$: L'énergie de la batterie en fin de la charge,

Avec, l'équation (3.31) s'écrit comme suit :

Nc : Le temps de recharge,

$$\begin{aligned} J(k) = & \sum_{i=1}^{N_c} C_{Usure} [F_{DOD}(i) - F_{DOD}(i-1)]^2 + \\ & \sum_{i=1}^{N_c} C_{Energie} [E_{actual}^B(T_i + T_r) - E_{actual}^B(T_r)]^2 + \\ & \sum_{i=1}^{N_c} C_{Energie} [C_{Arrêt} T_r(i)]^2 \end{aligned} \quad (3.35)$$

- Le premier composant $\sum_{i=1}^{N_c} C_{Usure} [F_{DOD}(i) - F_{DOD}(i-1)]$ est associé au coût du vieillissement. En fait, sur la base de l'équation (3.27), $F_{DOD}(i-1)$ représente la partie de la durée de vie restante lorsque le véhicule se déplaçait vers la station de charge (i).

D'autre part, ($F_{DOD}(i)$) est la durée de vie restante de la batterie, lorsque le véhicule est à la station de recharge (i) et au début de la charge.

- Le deuxième composant représenté par $\sum_{i=1}^{N_c} C_{Energie} [E_{actual}^B(T_i + T_r) - E_{actual}^B(T_r)]$ considère le critère associé au coût de l'énergie nécessaire pour charger la batterie à chaque station de recharge. Étant donné que le prix de l'énergie varie d'une station de recharge à l'autre, la pénalité $C_{Energy}(i)$ est considérée pour tenir en compte de ces différents prix. Comme indiqué pour T_i , une valeur élevée de $C_{Energie}(i)$ impose une valeur élevée du critère.

- Le troisième composant représenté par $\sum_{i=1}^{N_c} C_{Energie} [C_{Arrêt} T_r(i)]$ est le coefficient de pénalité lié au temps de recharge.

Le vecteur d'état a deux dimensions : E_{actual}^B et F_{DOD} . Ce vecteur est associé à l'énergie de la batterie et à la durée de vie restante dans une station de recharge donnée (i). Le nombre d'étages de décision, représenté dans la fonction de coût et exprimé dans l'équation (3.35), est limité à N_c , qui est le nombre de stations de recharge pendant le trajet. En tenant compte de la variable de commande et du vecteur d'état, le problème d'optimisation est le suivant : trouver la séquence de temps de recharge T_c (i), avec (i) = 1, 2, 3, ..., $N_c - 1$, N_c , qui réduit la fonction de coût sous les contraintes suivantes :

- $E_{actual}^B(T_i) \geq E_{min}^B$: l'énergie à la station (i) doit être supérieure au minimum
- $E_{actual}^B(N) \geq E_{min}^B$: l'énergie finale des batteries doit être supérieure au minimum
- $P_L(T_i)$ = le véhicule doit se trouver à la station (i) au moment (T_i) et c'est à ce moment-là que la décision est prise.

L'équation (3.36) est l'équation discrète de l'énergie requise pour la batterie (E_{actual}^B) à chaque instant (k).

$$E_{actual}^B(k+1) = E_{actual}^B(k) + \frac{P_m(k) \Delta T}{[\eta_m^M \eta^B]} \quad (3.36)$$

Avec,

P_m : la puissance de propulsion,

η_m^M : Rendement du système de propulsion électrique, qui est souvent fournie par le fabricant (c'est l'unité de contrôle de puissance de traction et de la machine électrique),

η^B : Rendement de la batterie,

ΔT : Temps d'échantillonnage,

b. Recharge optimale

hydrauliques. Les observateurs donnent une bonne performance expérimentale lorsque l'expérimentation est mise en œuvre sur un banc d'essai de suspension demi-véhicule.

2.6 Conclusion

D'après les études que nous venons de citer dans cette section, on remarque que la littérature n'a pas examiné la planification de l'énergie en se reposant sur des méthodes de prolongement de la durée de vie des batteries. C'est dans ce contexte qu'apparaît notre contribution majeure. Cette étude serait le point de départ vers l'amélioration des approches de gestion énergétique par l'élaboration d'une approche visant à planifier les arrêts dans les stations de recharge pour un VEB. Développer une méthode valide et efficace de l'estimation simultanée de la masse et du coefficient de résistance au roulement et établir une approche d'optimisation non linéaire pour minimiser le coût total du voyage, seront nos piliers primordiaux de la méthode à développer. Estimer simultanément ces deux paramètres n'a jamais été abordé précédemment dans la littérature. Dans le chapitre 3, nous présentons les modèles mathématiques que nous avons utilisés pour établir la méthode de gestion énergétique d'un VEB.

de résistance au roulement du véhicule. En effet, la valeur de la masse (M) et du coefficient de la résistance au roulement (μ) est nécessaire pour l'estimation de la puissance \hat{P}_m (k).

En considérant l'équation (3.36) et en connaissant le nombre maximal d'échantillons (N), l'énergie estimée E_{actual}^B (N) est donnée dans l'équation (3.38):

$$E_{actual}^B = \sum_{j=0}^N \left[\frac{1}{\eta_B \eta_m^M} P_m(j) \Delta T \right] + \sum_{j=N+1}^{\infty} \left[\frac{1}{\eta_B \eta_m^M} \hat{P}_m(j) \Delta T \right] \quad (3.38)$$

Ce profil de puissance mécanique est utile pour prédire l'énergie requise pour atteindre la fin du trajet. En effet, la prévision de la puissance mécanique nécessite une connaissance de la vitesse du véhicule pour prévoir l'énergie requise (E_{actual}^B) (selon les équations (3.38), (3.27), (3.24)).

La relation, d'une part, entre l'estimation en ligne de la masse et du coefficient de la résistance au roulement et d'autre part, le calcul optimal du programme, est donnée dans [87]. Le processus implique la prévision de l'énergie (E_{actual}^B) et l'estimation simultanée et en ligne de (M) et (μ). Une horloge contrôle toujours le temps, mis à jour entre le calendrier de recharge précédent et le calendrier actuel. Pour changer incrément du temps, une nouvelle mise à jour est effectuée en utilisant les dernières valeurs estimées de la masse et du coefficient de la résistance au roulement.

3.4 Problématique de la gestion d'énergie d'un véhicule rechargeable à batterie

Notre otique est purement économique : on cherche à optimiser les coûts, notamment, ceux qui sont reliés à la dégradation de la banque de batteries d'un VEB. En effet, comparée aux sources d'énergie fossile (comme l'essence) ou l'hydrogène, le coût des batteries a toujours incité les industriels à les utiliser dans leur conception de voitures électriques. Mais cet

avantage se heurte à une contrainte majeure qui est l'autonomie (en d'autres termes la capacité) réduite des batteries. La capacité de la batterie pour les VEBs limite l'autonomie du véhicule, ce qui est un défi pour son adoption généralisée. Pour surmonter cet inconvénient, gouvernements, chercheurs et industriels concernés multiplient les efforts pour améliorer l'infrastructure de recharge des batteries. Les solutions n'impliquent pas seulement l'augmentation du nombre de stations de recharge. Il faut donner plus d'attention aux mécanismes de dégradation des batteries. Plusieurs ont été documentés mais le plus influent et le mieux décrit reste la profondeur de la décharge de la batterie (DOD). En effet, l'utilisation intensifiée des batteries se traduit par une usure accélérée, entraînant ainsi un coût supplémentaire. Alors, afin de trouver un compromis qui satisfait les deux critères (performance et coût), il faut trouver le point optimal entre la décharge de la batterie (DOD), tout en considérant le pourcentage de l'usure, et le coût. Dans notre étude pour simplifier le problème, on suppose que l'usure de la batterie (F_{DOD}) et la durée de vie de la batterie sont connues. Alors une planification énergétique optimale revient à assurer une gestion optimisée des cycles charge/décharge de la batterie, dépendamment de la position du VEB par rapport aux stations de recharge. Les questions majeures sont : dans quelle(s) station(s) et pendant combien de temps le conducteur d'un VEB devrait-il s'arrêter pour satisfaire les deux critères : une charge suffisante pour atteindre la destination finale et un coût de recharge minimum?

3.5 Méthode de gestion d'énergie d'un véhicule rechargeable à batterie

Selon les fournisseurs de batteries, pour augmenter la durée de vie des batteries, il faut éviter les mécanismes d'usure dus à la décharge profonde. Il est conseillé de charger les batteries quand celles-ci sont entre 20% à 80%. Dans ce cas, le temps de recharge nécessaire est assez

long. Sachant que la durée de recharge des batteries dépend de la profondeur de la décharge (DOD) [47], la solution que nous adoptons pour diminuer ce temps d'arrêt est de programmer des arrêts optimisés (comparée à la durée standard) dans différentes stations.

Étant donné que la consommation d'énergie d'un véhicule dépend de plusieurs facteurs, il est inévitable de prendre en considération ces facteurs pour développer une stratégie efficace de gestion énergétique. Elle devrait minimiser les critères suivants : le temps de recharge, le coût de l'énergie et le coût d'usure des batteries. Tels qu'énoncés dans le chapitre 2, ces facteurs sont principalement : le cycle de conduite, la pente de la route et les paramètres physiques du véhicule tels que la masse, le coefficient de la résistance au roulement et la vitesse du véhicule. La plupart de ces facteurs peuvent être déterminés, comme la pente et les caractéristiques de l'itinéraire, qui sont généralement identifiés par un GIS. Selon les conditions et les besoins du voyage, la masse du véhicule peut changer, par exemple : la variation du nombre de passagers ou la livraison d'une marchandise, ce qui est le cas du VEB, que nous avons utilisé pour valider notre stratégie. Le coefficient de résistance au roulement peut changer aussi en fonction du type de route. Dans l'étude [50], la méthode d'estimation en ligne de la masse a été intégrée dans la méthode de la planification énergétique d'un véhicule électrique. En se basant sur cette méthode validée sur un pick-up NEMO, on suppose que l'estimation en ligne (en temps-réel) du coefficient de la résistance au roulement, comme second paramètre additionné à la masse, ne pourrait qu'améliorer la gestion énergétique d'un VEB. Dans notre étude, nous visons à développer et à valider une méthode de gestion énergétique d'un VEB de livraison. La méthode de gestion d'énergie élaborée dans cette partie repose, alors, sur la prévision d'un scénario optimal, qui donne au conducteur les positions d'arrêt dans les stations de recharge ainsi que la durée d'arrêt dans

ces stations. Le terme scénario optimal signifie un scénario qui cherche à minimiser le temps de recharge, le coût de l'énergie et le coût d'usure des batteries grâce à une estimation simultanée et en ligne de la masse et du coefficient de la résistance au roulement. La modélisation de cette méthode est énoncée dans les sections précédentes de ce chapitre.

3.5.1 Description de la méthode de gestion d'énergie

Le principe de la méthode repose, tout d'abord, sur le choix du conducteur vis-à-vis de sa destination finale et de la durée totale du voyage qu'il prévoit faire. Ces choix seront par la suite intégrés dans le système de planification énergétique. Une fois que le véhicule commence à se déplacer, le système de planification énergétique va déterminer la puissance électrique consommée et la durée totale du voyage. Un premier scénario est prédit dès que les valeurs de la masse et du coefficient de la résistance au roulement sont évaluées par un algorithme des moindres carrés récursifs (MCR). La distance résiduelle, les vitesses du véhicule dans les différentes positions de la route, ainsi que l'énergie réelle résiduelle dans les batteries vont être aussi déterminées. Au fur et à mesure que le véhicule se déplace, les vitesses du véhicule ainsi que l'énergie restante dans les batteries vont être déterminées. Le système de gestion d'énergie devrait mettre à jour ce scénario durant le déplacement du véhicule, tout en tenant compte de la vitesse réelle du véhicule qui a été déterminée précédemment. De plus, lorsque le véhicule s'arrête soit dans la station de recharge ou bien dans une autre position, les deux paramètres, la masse et le coefficient de résistance au roulement, sont être estimés de nouveau. Les nouvelles valeurs seront à leurs tours utilisées dans les prévisions suivantes.

3.5.2 Formulation du problème

Nous considérons un petit VEB de livraison, qui doit effectuer un long trajet de 100 km. La masse du véhicule peut varier au cours du déplacement en fonction de la position des points de livraison $P_L(i)$ (avec $(i) = 1, 2, 3, 4, 5, 6$). Le coefficient de la résistance au roulement varie également en fonction du type de route empruntée. On suppose que l'énergie disponible dans la batterie, quand elle est complètement chargée (E_{max}^B) n'est pas suffisante pour parcourir en permanence la distance totale du trajet (T_C). Quand la batterie est complètement chargée, la quantité maximale d'énergie disponible dans la batterie (E_{max}^B) est inférieure à l'énergie totale requise. On suppose que la distance totale (D_T), le nombre de stations de recharge (N_C), ainsi que leurs positions sur le trajet ($P_C(i)$, $(i) = 1, 2, 3, \dots, N_C - 1, N_C$) sont connus.

Le temps de recharge d'une batterie d'un VEB dépend principalement de la chimie de la batterie, de la profondeur de la décharge (DOD) et de l'état de charge (SOC) ainsi que de la technologie de la station de recharge [47]. La gestion optimisée des cycles charge/décharge doit être associée au problème d'emplacement du véhicule entre les stations de recharge. Par conséquent, on suppose que la dégradation de la batterie (F_{DOD}) et la durée de vie de la batterie sont également connues.

Le conducteur doit adapter son style de conduite en fonction des différents itinéraires et des conditions routières. De plus, comme nous l'avons mentionné précédemment, le coefficient de résistance au roulement est un paramètre qui influe sur les forces de direction, les forces de traction et les forces de freinage, ce qui a un impact sur les mouvements du véhicule. Notre spéculation est que si on prend en compte l'estimation des deux paramètres : la masse et le coefficient de résistance au roulement dans le système de prévision de la consommation d'énergie, nous serions en mesure d'améliorer la planification de recharge. Développer une

stratégie optimale de gestion énergétique signifie donc planifier un scénario de tarification qui minimise :

- le coût d'énergie de charge
- l'usure de la batterie et le coût de dégradation de la batterie
- le coût de l'arrêt à la station de recharge pour la charge
- la durée de charge et la durée de vie dans le cas d'une batterie neuve ou d'une batterie usagée (soit à 50% de sa durée de vie)

Développer une stratégie de gestion énergétique optimale est difficile parce que les critères, que nous avons fixés, peuvent être contradictoires. Si on cherche à réduire la dégradation de la batterie, il faut qu'on s'arrête dans plusieurs stations pour la recharge des batteries. Or le fait de s'arrêter plus souvent, durant le voyage, augmenterait la durée totale de recharge et par conséquent, du voyage. Mais si on veut réduire la durée du voyage, on peut s'arrêter moins souvent aux stations de recharge. Ceci veut dire que les batteries vont se décharger plus profondément à des valeurs élevées de (DOD), augmentant ainsi leur dégradation.

3.6 Conclusion

Dans les paragraphes précédents figurent les équations les plus critiques appliquées à la modélisation du système de gestion énergétique. Il s'agit d'équations liées à la dynamique longitudinale du VEB et au modèle des batteries. Ces équations sont au cœur du fonctionnement du VEB et dictent tous les aspects de son comportement, de la puissance à développer jusqu'à l'autonomie, en passant par la durée de vie utile des batteries. Notre stratégie de gestion énergétique d'un VEB a une perspective économique. Pour ce faire, minimiser le coût du voyage nécessite non seulement, une évaluation de la durée de vie des

batteries, mais aussi, une évaluation de leur niveau de dégradation. Ces paramètres ont été exprimés dans la fonction du coût, qui sera utilisée pour mettre en place le scénario optimal de recharge des batteries d'un VEB. Le chapitre 4 présentera la méthode de l'estimation en temps-réel du coefficient de la résistance au roulement et de la masse et décrira le scénario de recharge optimal sur un trajet de 100 km.

Chapitre 4. Estimation en ligne de la masse et du coefficient de résistance au roulement et description du scénario de recharge optimal

4.1 Introduction

Plusieurs modèles mathématiques peuvent décrire la dynamique d'un véhicule. On distingue le modèle du châssis; le modèle de la roue, qui combine la force latérale et la force longitudinale et finalement, le modèle de force verticale. Mais, pour réaliser des estimations en temps-réel, en général, le modèle est simplifié. Comme nous l'avons énoncé dans le chapitre 3, seule la dynamique longitudinale est utilisée pour développer l'algorithme d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement. En effet, la dynamique longitudinale est affectée par le paramètre d'inertie du véhicule, principalement, la masse et les conditions de roulement telles que la vitesse, le coefficient de frottement des roues et la pente de la route. Le coefficient de résistance au roulement et la masse font partie des paramètres les plus influents sur la consommation d'énergie. Alors, une estimation précise de ces paramètres pourrait aider à augmenter la robustesse et l'efficacité du système de gestion d'énergie.

Dans ce chapitre, nous décrivons les trois méthodes (1, 2 et 3), que nous avons utilisées pour l'estimation de ces deux paramètres (paragraphe (4.2.3)). Pour établir le scénario optimal de

la gestion énergétique, notre choix va porter sur la méthode 2. Cette méthode est basée sur la méthode des moindres carrés récursifs (MCR) et considère le taux de glissement dans l'estimation. Nous présentons les résultats des valeurs estimées par cette méthode, en se basant sur deux conditions. La première variante considère que les valeurs de la masse et du coefficient de résistance au roulement sont invariables au cours du temps. A l'inverse, la deuxième variante considère que ces deux paramètres peuvent changer durant le parcours du véhicule. Une description détaillée du scénario optimal et de ses avantages, de point de vue économique, sera présentée dans la dernière partie de ce chapitre.

4.2 Description de la méthode d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement

La problématique de l'étude consiste à considérer un véhicule électrique rechargeable à batterie, comprenant un banc de batteries. Ces batteries fournissent la puissance électrique (P_e), nécessaire pour le fonctionnement du système de propulsion, à travers une interface de puissance bidirectionnelle (voir Figure (4.1)). Le système de propulsion est principalement composé d'un moteur électrique et un réducteur, avec un rapport de réduction de la vitesse fixe. Celui-ci produit la puissance mécanique (P_m) pour la traction du véhicule. Dans ce cas, l'énergie des batteries est mise sous contrôle en permanence.

Dans cette étude, on utilise un GIS pour positionner le véhicule sur le trajet du voyage, afin de déterminer la distance restante et la limite de la vitesse. Cela nous permet d'examiner le taux de glissement du pneumatique avec la route et son influence sur le comportement du véhicule, afin d'estimer le coefficient de la résistance au roulement.

Ici dans la Figure (4.1), on présente le diagramme qui schématisé l'estimation en ligne de la réponse dynamique des VEBs, où les entrées sont le couple moteur, la vitesse et la batterie (Figure (4.1)).

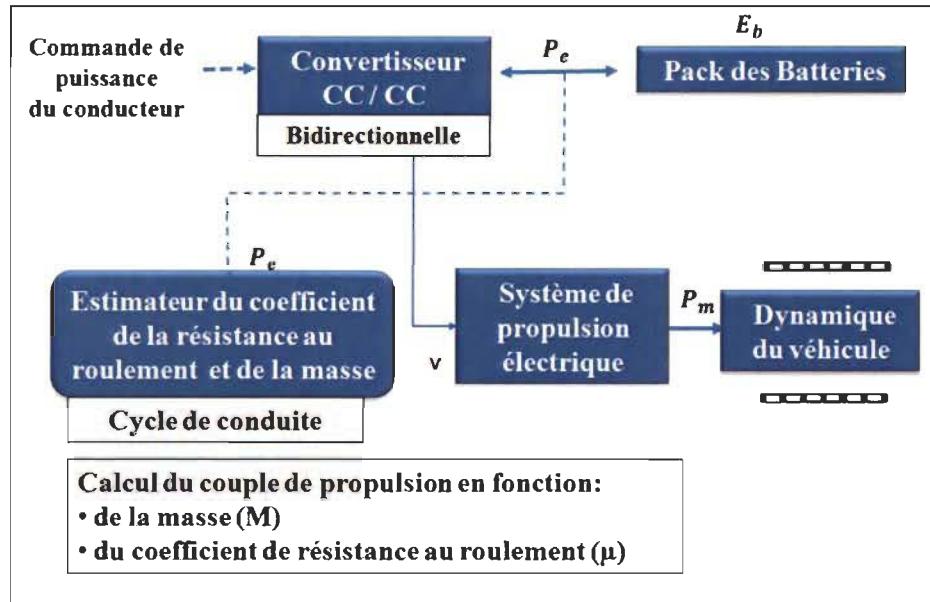


Figure 4.1 Diagramme présentant une estimation en ligne de la réponse dynamique d'un véhicule électrique rechargeable à batterie

Les paramètres du couple moteur et de la batterie seront donnés par le système de propulsion électrique avant de fournir la consommation réelle de l'énergie. (P_m) est la puissance de propulsion (voir l'équation 3.8), (η_m^M) est l'efficacité du système de propulsion électrique (l'unité de contrôle de la puissance de traction et de la machine électrique), (η_B) est l'efficacité de la batterie et (P_b) est la puissance fournie par la batterie. Cette puissance est donnée par l'équation suivante :

$$P_b(k) = \frac{1}{\eta_B \eta_m^M} P_m \quad (4.1)$$

$$\begin{aligned} \tilde{P}_m(k) &= M \dot{v} v = F_x v - \frac{1}{2} \rho A C_d v v^2 - [\tilde{M} \tilde{\mu} g \cos(\beta)] v \\ &\quad - [\tilde{M} g \sin(\beta)] v \end{aligned} \quad (4.2)$$

Où (P_m) est la puissance mécanique réelle au niveau des roues, (\tilde{P}_m) est la puissance mécanique correspondante à la masse estimée (\tilde{M}) et le coefficient de la résistance au roulement $(\tilde{\mu})$.

Cependant, pour simplifier la tâche, il est pratique de développer un procédé qui ne dépend pas du couple moteur et qui ne s'appuie pas uniquement sur des données externes au moteur pour dériver les valeurs de la masse et du coefficient de résistance au roulement. Puisque dans le cas des VEBs, la consommation de puissance électrique (P_e) et la vitesse du véhicule (v) n'interfèrent pas avec le système de propulsion, ces grandeurs peuvent donc être surveillées sans difficulté. Le principe repose sur le fait d'utiliser uniquement ces deux paramètres combinés avec les paramètres physiques du véhicule pour estimer la masse et le coefficient de résistance au roulement. Ainsi, avec (P_e) et (v) comme données d'entrée à l'estimation, le problème revient à déterminer (M) et (μ) , tout en minimisant la fonction de coût (représentée par l'équation (3.35)).

On formule les équations de l'optimisation non linéaire comme suit :

$$J_1(k) = \frac{1}{2} \left(P_m(k) - \tilde{P}_m(k) \right)^2 \quad (4.3)$$

Avec $\tilde{P}_m(k)$ est la propulsion mécanique estimée et $P_m(k)$ est la propulsion mécanique du véhicule.

$$\dot{v}(k) + g \sin(\beta) = \frac{1}{M} \left[\frac{C(k)}{R_{roue}} - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2(k) \right] - \mu [g \cos(\beta)] \quad (4.4)$$

On note $\emptyset = [\emptyset_1, \emptyset_2]$ le vecteur de régression, $\theta = [\theta_1, \theta_2]$ le vecteur des paramètres inconnus et $Y(k)$ la réponse dynamique de notre système.

$$\text{Avec } [\emptyset_1, \emptyset_2] = \left[\frac{C(k)}{R_{roue}} - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2(k), g \cos(\beta) \right]$$

$$[\theta_1, \theta_2] = [\frac{1}{M}, \mu]$$

$$Y(k) = \dot{v}(k) + g \sin(\beta)$$

Le problème d'estimation est formulé comme suit : trouver θ_1 et θ_2 pour lesquels l'équation (4.5) soit minimale :

$$J_2(K) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (Y(k) - \phi^T(k)\hat{\theta}(k))^2 \quad (4.5)$$

On remarque que l'équation (J_1) est un problème d'optimisation non linéaire, en le comparant à la formulation (J_2).

La dynamique longitudinale d'un véhicule est influencée par plusieurs facteurs physiques; la vitesse et le couple moteur étant les paramètres les plus dominants. En effet, le couple moteur fournit la force motrice qui assure la propulsion du véhicule pour vaincre l'ensemble des forces résistantes résultantes du frottement des roues avec la chaussée, de l'aérodynamisme du véhicule et de la pente de la route.

Pour estimer simultanément la masse et le coefficient de la résistance au roulement, nous avons utilisé trois méthodes. Les méthodes 1 et 2 sont basées sur l'algorithme du moindre carré récursif (MCR), en considérant le taux de glissement comme facteur additionnel dans la méthode 1 et pas en 2. La méthode 3 est basée sur un réseau de neurone. Notre choix est finalement porté sur l'algorithme MCR de la méthode 2, qui sera par la suite intégré dans le système de gestion d'énergie optimal. Avec ces méthodes, on considère deux variantes. Dans la première, on propose que les valeurs de la masse et du coefficient de résistance au roulement soient invariables durant le voyage. Par contre dans la deuxième condition, on suppose que les circonstances du trajet permettent à ces deux paramètres de changer durant le trajet. Nous considérons que le véhicule dépose au cours du trajet une marchandise, causant

ainsi la diminution de la masse totale du véhicule. Cette variation des valeurs entre les stations de recharge exige une nouvelle estimation de ces deux paramètres. Les nouvelles valeurs estimées vont ensuite être intégrées dans le système de gestion énergétique.

Dans les sections suivantes nous décrivons chacune de ces méthodes, tout en mettant l'accent sur leurs limites, sur lesquelles nous nous sommes basées pour faire notre choix.

4.2.1 Estimation avec la méthode des moindres carrés récursifs avec plusieurs facteurs d'oubli (MCR)

Dans cette section nous présentons la méthode des moindres carrés récursifs (MCR). C'est la méthode qui a été retenue pour développer l'algorithme estimateur, qui est par la suite intégré dans la stratégie optimale de la gestion énergétique.

La MCR a été introduite pour la première fois 1809 par Karl Gauss. C'est la méthode de choix pour l'identification et l'estimation des paramètres d'un modèle mathématique. La structure de ce modèle est établie selon un critère donné et les paramètres des modèles sont obtenus par la minimisation de l'erreur entre le signal de sortie mesuré et le signal estimé suivant un critère d'optimalité, comme les moindres carrées [89]. Dans le contexte d'un véhicule électrique, la méthode des moindres carrées récursifs a été couramment appliquée dans l'estimation de la masse et de la pente. En effet, [58] a présenté une méthode d'estimation des deux paramètres avec une bonne précision. Pour le même but, elle a été utilisée pour comparer les résultats obtenus avec la méthode développée par [50]. En effet, deux facteurs d'oubli ont été proposés en se basant sur la formulation linéaire du problème (équation (4.5)). De plus, les auteurs ont utilisé le couple moteur et la vitesse du véhicule comme données d'entrée et la fonction de coût a été divisée en deux parties avec un facteur d'oubli pour chacune.

Étant donné qu'aucune étude n'a été menée ces dernières années sur l'estimation simultanée de la masse et du coefficient de résistance au roulement, on s'est appuyé sur la formulation linéaire de l'algorithme MCR de l'étude [58]. Bien que cet algorithme a été développé pour estimer simultanément la masse et la pente, la même équation récursive (équation (4.6)) est valable pour estimer simultanément la masse et le coefficient de résistance au roulement dans notre étude.

$$\begin{aligned}
 J(\widehat{\theta}_1(N), \widehat{\theta}_2(N), N) &= \frac{1}{2} \left[\sum_{k=1}^N \lambda_1^{N-k} \left(\dot{v}(k) - \emptyset_1(k) \widehat{\theta}_1(N) - \emptyset_2(k) \widehat{\theta}_2(k) \right)^2 \right] \\
 &\quad + \frac{1}{2} \left[\sum_{k=1}^N \lambda_2^{N-k} \left(\dot{v}(k) - \emptyset_1(k) \widehat{\theta}_1(k) - \emptyset_2(k) \widehat{\theta}_2(N) \right)^2 \right]
 \end{aligned} \tag{4.6}$$

Où λ_1 et λ_2 sont les facteurs d'oubli respectifs pour les deux paramètres. Par conséquent, la solution de l'équation récursive (4.6) est exprimée par l'équation (4.7) :

$$\begin{bmatrix} \widehat{\theta}_1(k) \\ \widehat{\theta}_2(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & L_1(k) \emptyset_2(k)_2 \\ L_2(k) \emptyset_1(k) & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \widehat{\theta}_1(k-1) + L_1(k) (\dot{v}(k) - \emptyset_1(k) \widehat{\theta}_1(k-1)) \\ \widehat{\theta}_2(k-1) + L_2(k) (\dot{v}(k) - \emptyset_2(k) \widehat{\theta}_2(k-1)) \end{bmatrix} \tag{4.7}$$

4.2.2 Méthode d'optimisation non linéaire utilisée dans la gestion d'énergie

Pour développer la méthode de planification énergétique, il est nécessaire d'utiliser une méthode d'optimisation non-linéaire pour minimiser la fonction de coût, présentée dans l'équation (3.39).

Plusieurs modèles d'optimisation non linéaires ont été décrits dans la littérature. Parmi les plus utilisés, on distingue la méthode de point fixe, la méthode Newton-Raphson, la méthode du nombre d'or et la programmation dynamique [90].

La méthode de point fixe est un outil de faible coût et facile à mettre en place. La lenteur dans la convergence des valeurs estimées a été l'obstacle le plus important à son adoption dans notre étude.

En ce qui concerne la méthode Newton-Raphson, il s'agit d'une méthode avec un ordre de convergence quadratique. Elle ne converge que lorsque la valeur est proche de la solution. Contrairement à la méthode de point fixe, le taux de convergence est généralement très rapide. L'inconvénient majeur de cette méthode est qu'elle est très coûteuse, en termes de temps d'évaluation.

Pour la méthode du nombre d'or, on note parmi ses avantages qu'elle est capable de déterminer le minimum, le maximum et les zéros de tout type de fonction, même pour les fonctions qui ne sont pas continues dans l'intervalle d'étude. Parmi ses inconvénients majeurs on cite, sa mauvaise gestion des perturbations, la lenteur dans la convergence des valeurs et l'exigence d'avoir des hypothèses initiales. De plus, si plusieurs zéros ou des valeurs optimales existent, cette méthode ne donne aucune indication sur la valeur qui sera choisie.

La comparaison entre ces méthodes d'optimisation non linéaire et la méthode de la programmation dynamique, nous a permis de choisir cette dernière. C'est la meilleure méthode qui pourra être appliquée dans notre cas d'étude. Elle est robuste et assure la convergence non linéaire sans exiger des hypothèses initiales. Il suffit de fixer les valeurs limites des paramètres à estimer. De plus, d'après [90], c'est une méthode d'optimisation puissante qui s'applique par phase ou séquence, dont l'efficacité est basée sur le principe suivant: « *dans un problème d'optimisation dynamique, une suite de décisions est optimale si, quels que soient l'état et l'instant considérés, les décisions ultérieures constituent une suite optimale de décisions pour le sous problème dynamique ayant cet état et cet instant*

comme point de départ ». Ceci veut dire que cette méthode évite une énumération complète en éliminant dès le début les solutions qui ne peuvent pas être optimales. Elle résout chaque sous problème une seule fois, puis enregistre la solution pour l'utiliser ultérieurement. Dans notre cas, la masse est un paramètre qu'on va modifier au cours du temps alors que la résistance au roulement varie dans le temps selon le type de revêtement routier. Le déplacement du véhicule est assimilé à une séquence d'événements de mouvement tels que : l'accélération, la décélération, le mouvement à vitesse constante et la position d'arrêt. Le but est de déterminer les événements du trajet où la masse et le coefficient de résistance au roulement ont une influence significative sur la consommation d'énergie, tout en se basant sur la minimisation de la fonction de coût. L'étude de sensibilité sur le modèle dynamique du VEB a été établie selon l'équation (3.10).

4.2.3 Description des méthodes d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement

Afin d'estimer la masse et le coefficient de résistance au roulement, trois méthodes ont été développées. Deux d'entre elles basées sur la méthode des moindres carrés récursifs et une troisième est basée sur le réseau de neurones.

a. La méthode 1 : algorithme basé sur la méthode MCR sans considérer le taux de glissement

Le but de cette méthode est d'estimer la masse et le coefficient de la résistance au roulement, via un algorithme basé sur la méthode MCR. Comme on l'a déjà énoncé dans l'introduction de ce chapitre, les méthodes utilisées dans cette étude pour estimer le coefficient de la résistance au roulement et la masse se basent uniquement sur le modèle de la dynamique longitudinale du VEB. La méthode s'appuie sur l'équation (4.4) de la dynamique

longitudinale de ce modèle et les données expérimentales sont récupérées du CanBus du véhicule.

L'expression dynamique (3.7) était la base de notre estimation en ligne de la masse et du coefficient de résistance au roulement. Nous supposons que le système de couple du moteur est transmis aux roues et nous ne considérons pas le glissement de la roue dans notre modèle. Notre algorithme est basé sur la méthode MCR. Il est développé de manière à mettre à jour le vecteur de paramètre inconnu $\theta(k)$ à chaque itération de l'intervalle de temps, tout en considérant les données d'entrée et de sortie qui sont contenues dans le vecteur de régression $\phi(k)$. Pour chaque itération, la sortie du système $Y(k)$ est mise à jour.

$$\text{Avec } [\emptyset_1, \emptyset_2] = \left[\frac{C(k)}{R_{roue}} - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2(k), g \cos(\beta) \right]$$

$$[\theta_1, \theta_2] = \left[\frac{1}{M}, \mu \right]$$

$$Y(k) = \dot{v}(k) + g \sin(\beta)$$

b. La méthode 2 : algorithme basé sur la méthode MCR en considérant le taux de glissement

La méthode 2 est aussi basée sur l'algorithme MCR. À la différence de la méthode 1, cette méthode 2 prend en compte le taux de glissement, comme un paramètre additionnel à l'estimation. Une fois le taux de glissement estimé, sa valeur sera utilisée comme paramètre d'entrée pour prédire simultanément le coefficient de la résistance au roulement et la masse. Comme le coefficient de résistance au roulement, ce paramètre varie selon le type de revêtement routier. Les équations linéaires (4.8) et (4.9) illustrent la relation entre le facteur de glissement (K) et le coefficient de la résistance au roulement (μ).

$$\mu = A K + C \quad (4.8)$$

On note K le facteur de glissement. A et C sont les constantes des fabricants (considérant $A = 0,026$ et $C = 0,047$) comme indiqué dans [74].

Pour estimer le coefficient de la résistance au roulement, en se basant sur le facteur de glissement (K) et le taux de glissement (σ_x), nous développons l'équation longitudinale qui peut être exprimée sous la forme paramétrique linéaire suivante :

$$K \sigma_x = \frac{1}{M} \left[\frac{F_x - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2(k)}{g \cos(\beta)} \right] - \frac{\dot{v}(k)}{g \cos(\beta) - \tan(\beta)} \quad (4.9)$$

$$\text{Avec } \emptyset = [\emptyset_1, \emptyset_2] = \left[\frac{F_x - \frac{1}{2} \rho A C_d v^2(k)}{g \cos(\beta)}, \quad \frac{v_r - v_x}{v_r} \right]$$

$$\theta = [\theta_1, \theta_2] = [\frac{1}{M}, K]$$

$$Y(k) = \frac{\dot{v}(k)}{g \cos(\beta) - \tan(\beta)}$$

Pour estimer le coefficient de la résistance au roulement (μ), il est nécessaire d'estimer le facteur de glissement (K), qui à son tour va nous permettre d'estimer la valeur du taux de glissement (σ_x), tout en modifiant la valeur de la vitesse longitudinale dans l'équation (3.14). Finalement, connaissant la valeur du taux de glissement et grâce à l'équation (4.9), le coefficient de la résistance au roulement et la masse seront estimés. Ici, nous supposons que les mesures de couple du moteur sont disponibles en utilisant le CANBUS. La mesure de la vitesse du véhicule est effectuée à l'aide du GIS et est validée par la mesure du modèle longitudinal. Les résultats d'estimation sont présentés dans les paragraphes suivants de ce chapitre.

c. La méthode 3 : méthode basée sur le réseau de neurone

En cherchant une autre façon pour obtenir les valeurs estimées de nos deux paramètres, le réseau de neurones artificiels (RNA) s'est démarqué, vu qu'il est un modèle de calcul universel et qu'il est capable de fournir un modèle robuste qui relie l'entrée à la sortie, sans linéarisation quelle que soit la nature de la relation entre les deux [29]. Ainsi, on a choisi le Toolbox « newff » de MATLAB pour assurer cette tâche. Ce modèle possède deux entrées, le couple et la vitesse longitudinale et deux sorties, le coefficient de la résistance au roulement et la masse du véhicule [91]. Dans l'étape d'apprentissage, nous fournissons au réseau neuronal l'ensemble des entrées et leurs sorties correspondantes. Après l'étape d'apprentissage, nous appliquons le réseau neuronal résultant à un cas réel afin d'estimer la masse du véhicule et le coefficient de la résistance au roulement. Après quelques essais de simulation, on a adopté un RNA d'une seule couche cachée contenant dix neurones avec dix valeurs du couple en entrée, tel que présenté dans l'équation (4.4) et (3.8). Ce choix s'est essentiellement basé sur la précision des résultats, puisque le RNA sera utilisé hors ligne.

4.3 Validation et simulation

L'Institut de Recherche sur l'Hydrogène (IRH) de l'université du Québec à Trois-Rivières, dans lequel est réalisé ce travail, dispose d'un véhicule électrique commercial, le petit pick-up NEtwork MObility (NEMO) (voir Figure (4.2)). Ce véhicule est un petit véhicule à basse vitesse, qui est limité à 40 km / h (voir Tableau (4.1)). Il est destiné à être utilisé dans une zone industrielle. Le véhicule NEMO contient un système d'acquisition des données «National Instrument » et le logiciel « LabVIEW », qui est nécessaire pour la surveillance de

la vitesse longitudinale du véhicule (v), le courant (I_B) et la tension (V^B) au niveau des batteries.

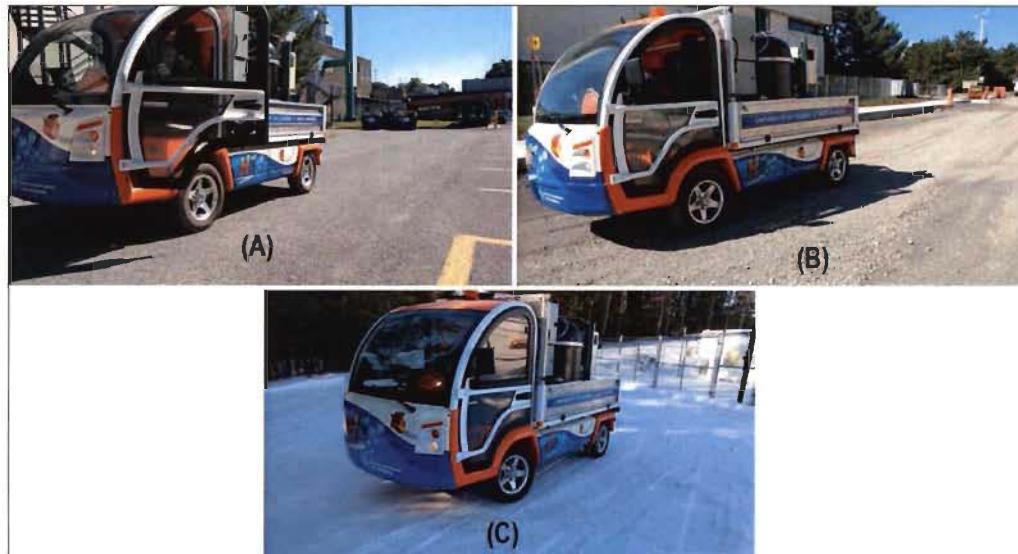


Figure 4.2 Le petit pick up NEtwork MObility (NEMO)
A.NEMO sur Asphalte, **B.** NEMO sur Gravier, **C.** NEMO sur la neige

La puissance électrique est déterminée en calculant le produit de la tension et du courant mesuré. Les caractéristiques du véhicule NEMO sont présentées dans le Tableau (4.1).

Tableau 4.1 Caractéristiques du véhicule NEMO

Physique	
Dimension	L=3.48 m, W=1.52 m, H=1.90 m
Roues	175/70 R13
Masse	896 Kg
Performance	
Vitesse maximale	40 Km/h
Autonomie	115 Km
Rapport de transmission	1/12.44

Pack des batteries (Acide-Plomb)	9 x 8 V (Tension)
Chargeur de la batterie	1.3 KW
Paramètres	
A	2.3 m ²
C _d	0.7
ρ	1,22 Kg/m ³
θ	0 (rad)

Nous effectuons plusieurs essais expérimentaux à bord du véhicule NEMO. Les données récupérées de ces expériences nous permettent de valider les algorithmes d'estimation proposés. Dans notre modèle nous avons utilisé les batteries plomb-acide, puisqu'elles ne sont pas chères. Plusieurs études indiquent fortement que les batteries au plomb-acide pourraient être un mauvais choix pour un véhicule électrique à cause de leur faible autonomie et leur nombre réduit de cycles charge/décharge qui entraîne une dégradation accélérée [92].

L'essai expérimental « Cost-down » est un procédé fréquemment utilisé et nécessaire pour évaluer les valeurs expérimentales des forces résistantes et par conséquent les valeurs expérimentales du coefficient de résistance au roulement correspondantes au types de route utilisé (voir Tableau (4.2)). Le principe de base de cet essai est le suivant : accélérer le véhicule à une certaine vitesse, puis le laisser décélérer en vitesse pont mort jusqu'à une autre vitesse pré-déterminée et enregistrer finalement la durée de ce processus. La résistance totale

à l'avancement est alors calculée à partir de la deuxième loi de Newton (équation (4.10) en utilisant la masse du véhicule et la différence entre les vitesses et les temps [93, 85].

$$\mu = F_x - M \dot{v} - \frac{1}{2M} \frac{\rho A C_d v^2}{g} \quad (4.10)$$

Puisque le couple est appliqué sur l'axe du véhicule au niveau des roues, il est nécessaire de connaître les pertes de puissance entre le moteur et les roues. Les pertes d'énergie au niveau du moteur et des roues sont des pertes électriques générées par le moteur et des pertes mécaniques dues à la transmission de puissance mécanique. L'ensemble du problème se réduit alors aux équations suivantes :

$$P_{(\text{électrique, mesuré})} = \frac{(M g \mu) v_r}{\eta_m \eta_{\text{transmission}}} \quad (4.11)$$

$$\omega_{\text{roues}} = \pi \frac{rpm}{30} \quad (4.12)$$

$$rpm \left(\frac{tr}{min} \right) = 30 \frac{12}{\pi} v R_{\text{roue}} \quad (4.13)$$

Où R_{roue} , rpm et ω_{roues} sont respectivement, le rayon de la roue, la vitesse de rotation de la roue et le couple transmis au roues.

Le Tableau (4.2) illustre les différentes valeurs expérimentales du coefficient de résistance au roulement en fonction du type de route emprunté (Asphalte, Gravier et Neige; tel que présenté dans la Figure (4.2)) obtenu par la méthode du « Cost-down ».

Tableau 4.2 Valeurs expérimentales du coefficient de résistance au roulement

Type de route	Asphalte	Gravier	Neige
Coefficient de résistance au roulement (μ)	0.0196	0.0384	0.0511

4.3.1 Résultats de l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement par les méthodes 1, 2 et 3

Les résultats de l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement, par les trois méthodes, sont illustrés dans cette section. Deux variantes seront prises en compte dans la simulation des données. La première considère que les deux paramètres varient au cours du voyage en fonction du type de la route et des circonstances du voyage, alors que l'autre variante considère des paramètres fixes.

a. Variante 1 : la masse et le coefficient de la résistance au roulement sont considérés invariables durant le voyage

- Méthode 1 : MCR sans considérer le facteur de glissement

Ici, il s'agit d'estimer par la méthode 1, simultanément la masse (M) et le coefficient de la résistance au roulement (μ). Cette méthode repose sur le développement d'un algorithme basé sur la méthode des moindres carrés récursifs (MCR), avec plusieurs facteurs d'oubli et sans considération du taux de glissement. Dans une première étape, on développe une fonction, selon le modèle longitudinal, qui calcule le couple de propulsion ayant pour paramètres : la masse et le coefficient de la résistance au roulement. À chaque valeur calculée du couple, on fait appel à l'algorithme d'identification MCR pour estimer les deux paramètres. Pour une masse de 1700 Kg, les résultats de l'implémentation sont représentés dans la Figure (4.3).

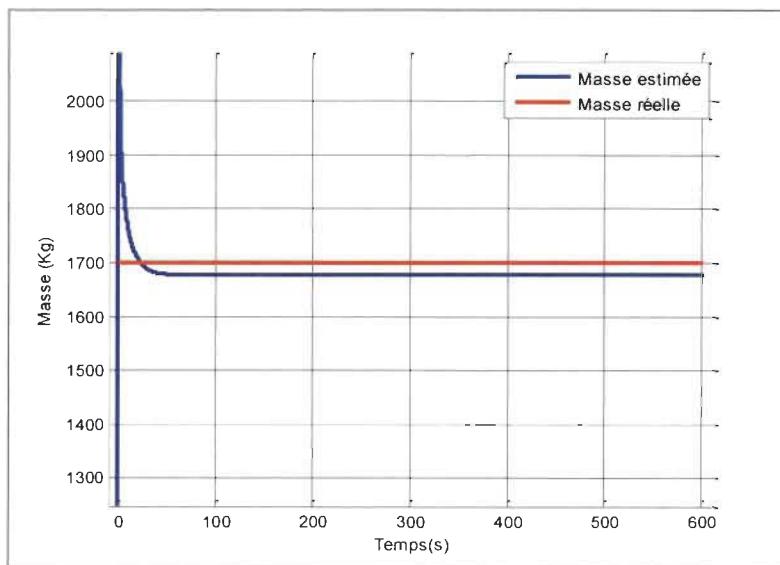


Figure 4.3 Masse estimée vs. réelle

La masse estimée, représentée en bleu converge vers la masse réelle qui est représentée en rouge dans un temps de 20 secondes.

Pour la validation de la méthode d'estimation du coefficient de résistance au roulement, on a choisi de simuler l'algorithme sur la valeur expérimentale d'une route en gravier ($\mu=0.038$). Les résultats sont présentés dans la Figure (4.4).

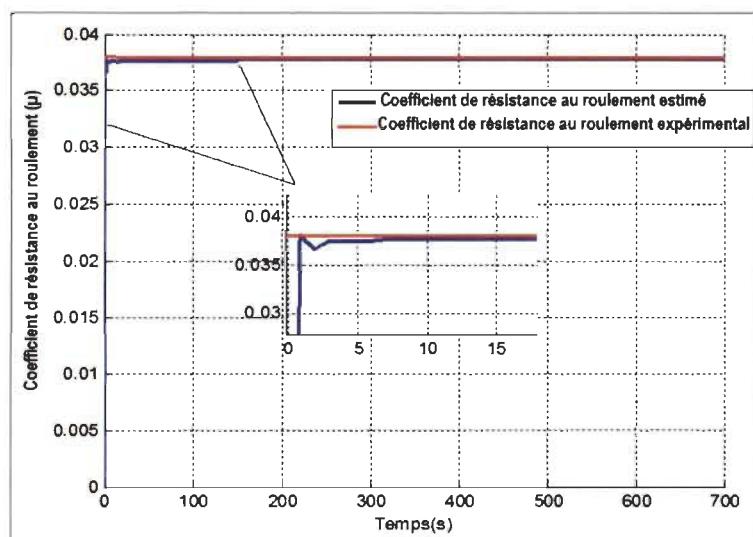


Figure 4.4 Valeur du coefficient de résistance au roulement estimée vs. expérimental

Comme illustré ci-dessus, la valeur estimée du coefficient de résistance au roulement (en bleu) converge vers la valeur expérimentale de $\mu = 0.038$ (en rouge).

En conclusion, la convergence significative des valeurs estimées vers les valeurs expérimentales ou réelles illustrée dans les Figures (4.3) et (4.4) valide l'estimateur MCR de la méthode 1.

- Méthode 2 : MCR en considérant le taux de glissement

Ici, la méthode utilisée est la méthode 2. Telle que décrite précédemment, cette méthode permet l'estimation simultanée de la masse et du coefficient de résistance au roulement par un algorithme MCR, avec plusieurs facteurs d'oubli [0.97 0.97] et tout en considérant le facteur de glissement (K). Dans cette méthode, nous avons utilisé le cycle de conduite de la Figure (4.5), qui illustre la vitesse au niveau des roues en fonction du temps. Le coefficient de résistance au roulement au niveau des roues est calculé en fonction des valeurs de la force de la roue et du taux de glissement, obtenu en estimant le facteur de glissement. Dans la Figure (4.6), on présente les résultats de l'estimation du facteur de glissement (K).

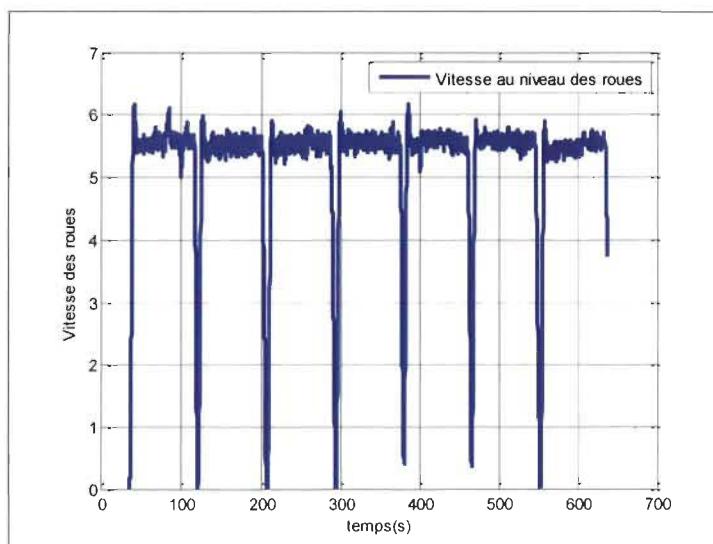


Figure 4.5 Vitesse au niveau des roues (mesurée par NEMO) en fonction du temps

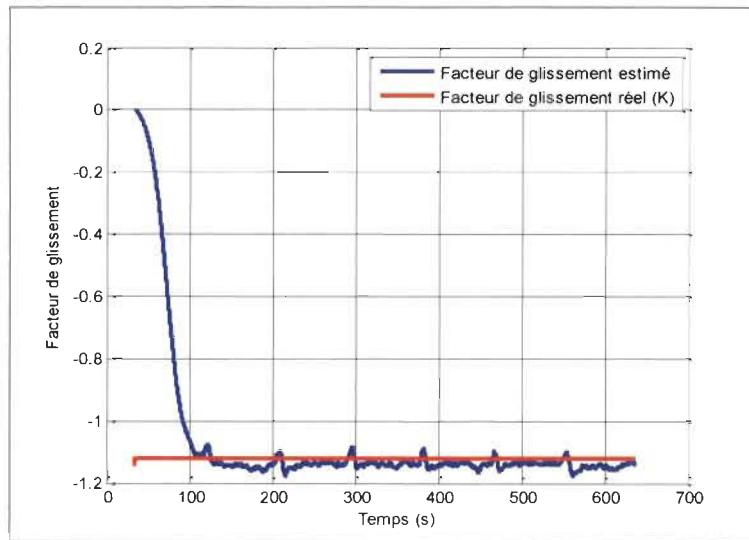


Figure 4.6 Facteur de glissement estimé (\tilde{K}) vs. réel (K)

Comme le montre la Figure (4.6), la valeur estimée du facteur de glissement (en bleu) converge vers la valeur réelle, qui est calculée *via* l'équation (4.8).

Après avoir validé l'estimation du facteur de glissement, il est possible d'estimer la masse et le coefficient de résistance au roulement. On présente dans les Figures (4.7) et (4.8) les résultats de l'estimation par l'algorithme MCR de la méthode 2.

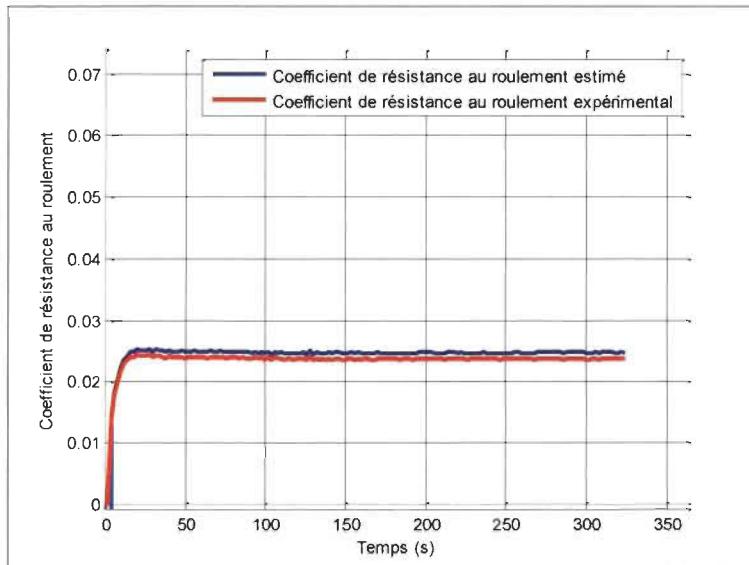


Figure 4.7 La valeur du coefficient de résistance au roulement estimée vs. expérimental (MCR avec facteur de glissement)

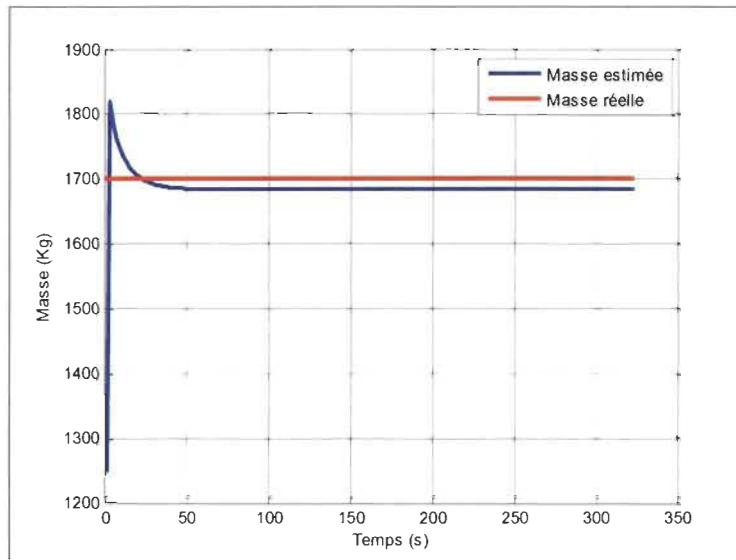


Figure 4.8 Masse estimée vs. réelle (MCR avec facteur de glissement)

D'après les résultats de simulation ci-dessus (Figure (4.7)), la valeur estimée du coefficient de résistance au roulement converge significativement vers la valeur expérimentale d'une route en gravier. De même pour la masse, la valeur estimée (en bleu) converge vers la valeur réelle de 1700 kg. Cette valeur a été déterminée au début de la simulation (Figure (4.8)).

En comparant les résultats de simulation des deux méthodes 1 et 2, on remarque que lorsqu'on estime la masse et le coefficient de résistance au roulement en fonction de la valeur estimée du facteur de glissement, on obtient un résultat de convergence des valeurs estimées vers les valeurs réelles similaire à celui lorsqu'on néglige ce facteur dans la méthode 1. En effet, bien que l'estimation du facteur de glissement dépend de la vitesse longitudinale, de la vitesse au niveau des roues et de la mesure de la vitesse par un GIS, les erreurs de mesure n'ont pas influencé l'efficacité de l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement par l'algorithme MCR. Si on part de l'hypothèse qui consiste à prendre en considération le plus possible de paramètres physiques du véhicule pour avoir une prédition

précise de la consommation d'énergie (en d'autres termes une estimation robuste), l'estimation via la méthode 2 serait plus efficace pour une meilleure gestion énergétique.

- Méthode 3 : Réseau de neurones

La masse et le coefficient de la résistance au roulement sont estimés via la méthode du réseau de neurone. Les valeurs du couple utilisées sont générées par le logiciel de simulation ADVISOR. Les vitesses mesurées par ADVISOR sont considérées comme des sorties. Dans un premier temps, la phase d'apprentissage est basée sur les valeurs, qui ont été obtenues par la méthode MCR réalisée sur une route en gravier. Une fois l'apprentissage est terminé, le réseau de neurones est utilisé pour l'estimation du coefficient de résistance au roulement et de la masse. Les allures de la masse et du coefficient de résistance au roulement estimés sont présentées dans la Figure (4.9).

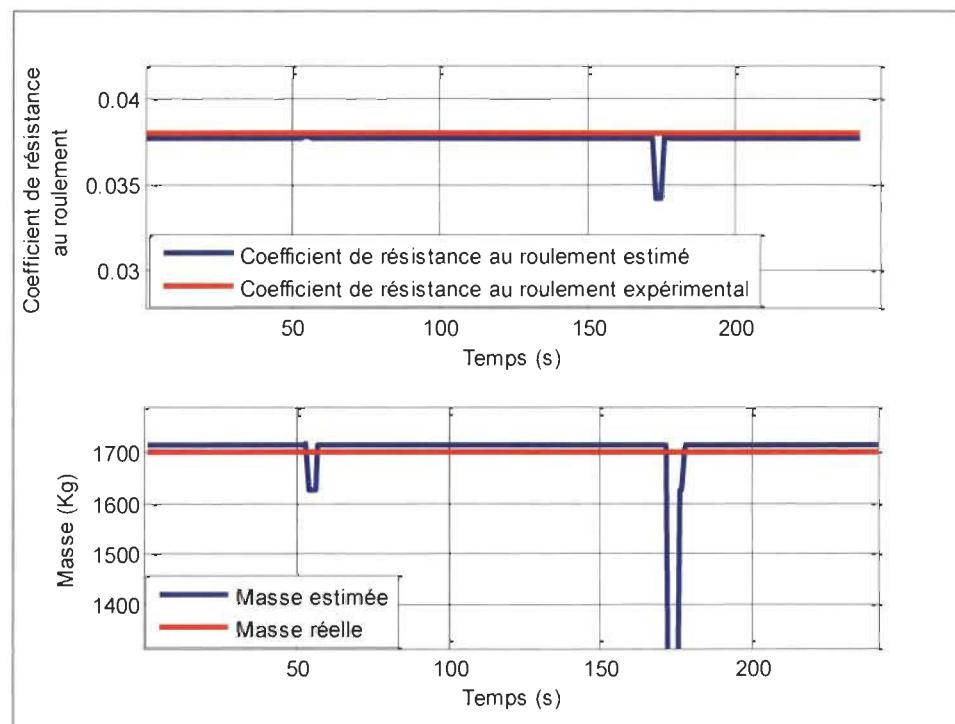


Figure 4.9 Coefficient de résistance au roulement estimé vs. expérimental et Masse estimée vs. Réelle (réseau de neurone)

Comme la montre la figure ci-dessus, les valeurs estimées des deux paramètres convergent vers les valeurs réelles. Bien que l'estimation soit précise, cette méthode ne sera pas utilisée dans le développement de notre système de gestion énergétique, par ce que la méthode basée sur MCR est plus appropriée pour la surveillance des paramètres du véhicule en temps-réel que la méthode basée sur le réseau de neurones. En effet, la méthode de réseau de neurones a été utilisée hors ligne, une contrainte qui limite son utilisation dans une surveillance en temps-réel.

**b. Variante 2 : la masse et le coefficient de la résistance au roulement sont variables
durant le voyage**

Dans cette partie l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement a été réalisée via la méthode 2. Cette dernière considère la valeur du taux de glissement comme facteur additionnel dans l'algorithme de l'estimation. Ici, nous développons l'algorithme MCR de l'estimation tout en supposant que les valeurs de la masse et la résistance au roulement varient au cours du trajet. Par exemple, un changement du nombre de passagers ou bien une décharge de marchandise pourraient engendrer une variation de la masse totale du véhicule au cours du trajet. Un changement du revêtement du route pourrait aussi engendrer une variation du coefficient de résistance au roulement en tenant compte des mesures appliquée par la méthode « Cost-down ».

La Figure (4.10) présente les résultats de simulation lorsqu'on applique trois changements aux valeurs du coefficient de résistance au roulement au cours du trajet. On suppose que le véhicule passe par trois types de routes. On a utilisé les valeurs expérimentales déjà obtenues précédemment pour une route en asphalte ($\mu=0.019$), en gravier ($\mu=0.038$) et enneigée ($\mu=0.051$).

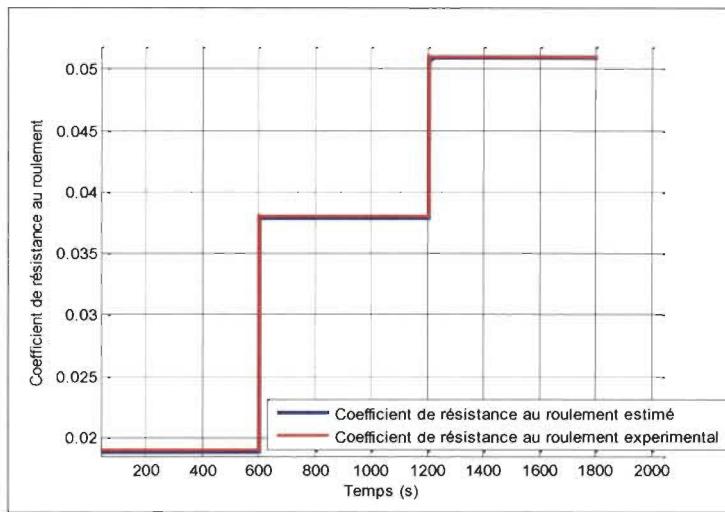


Figure 4.10 Coefficient de résistance au roulement variable estimé vs. réel

Comme présentée ci-dessus, les valeurs estimées convergent significativement vers les trois valeurs expérimentales.

En ce qui concerne la variation de la masse, on a supposé que le conducteur commence son voyage avec un véhicule qui pèse 1700 kg, ensuite la masse diminue à 1000 kg au cours du trajet. A la fin du trajet, la masse revient à sa valeur initiale $M=1700$ kg et 1000 kg. Les résultats d'estimation sont présentés dans la Figure (4.11).

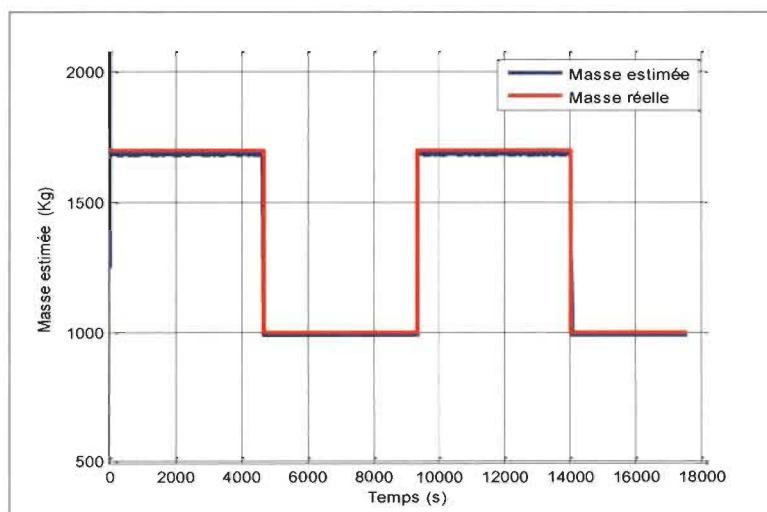


Figure 4.11 Masse variable estimée vs. réelle

D'après la Figure (4.11), les trois valeurs estimées convergent vers les valeurs réelles correspondantes. Ceci confirme la robustesse de l'estimateur MCR de la méthode 2.

Dans notre stratégie de gestion énergétique, nous avons intégré la méthode 2 d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement, tout en considérant la variation de ces paramètres au cours du trajet. Ce phénomène traduit le mode d'utilisation du VEB de cette étude, qui est censé être un véhicule de livraison, où la masse totale du véhicule diminue au cours de son trajet, à cause de la soustraction de la masse de la marchandise livrée. Par ailleurs, généralement le véhicule de livraison se déplace sur différents types de route, ceci implique, alors, le changement de la valeur du coefficient de résistance au roulement en fonction de la route empruntée. On valide cette méthode par une série de simulations avec ADVSOR, en utilisant des résultats expérimentaux de notre véhicule pick-up NEMO.

4.4 Validation de la méthode de gestion d'énergie optimale

Dans cette section, nous présentons la stratégie de gestion énergétique optimale. Il s'agit d'un système de planification des arrêts pour recharger la batterie au cours du trajet, on l'appellera dans la suite du manuscrit ‘système de planification énergétique’. On commence par présenter la validation du modèle de la batterie. Puis on présente les étapes de la méthode d'optimisation non-linéaire qui vise à minimiser la fonction de coût et en conséquent, cela nous a permis de planifier les arrêts de recharge sur un trajet de 100 km. Une présentation détaillée du scénario de recharge optimal sera annoncée à la fin de ce chapitre.

4.4.1 Validation des mesures de la batterie

Comme indiqué précédemment, le véhicule NEMO se déplace sur la route à une vitesse maximale de 20 km/h. Le cycle de conduite simulé est illustré sur la Figure (4.5). Le véhicule

utilise une batterie d'accumulateurs Acide-plomb, comme source d'énergie embarquée avec une tension nominale de 72V. Comme il a été mentionné précédemment, ce véhicule est équipé d'un système d'acquisition de données « National Instrument » et d'un logiciel « LabVIEW », pour surveiller la vitesse longitudinale du véhicule, le courant (I_B) et la tension (V_B) de la batterie (voir les Figures (4.12) et (4.13)). La puissance électrique est calculée en multipliant la tension par le courant mesuré.

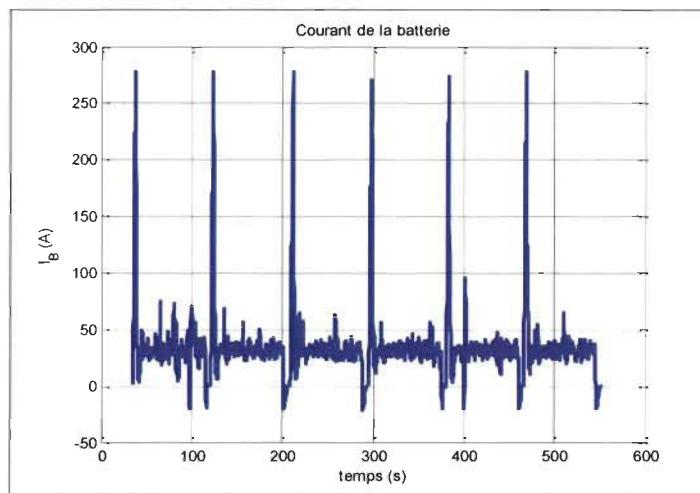


Figure 4.12 Courant expérimental de la batterie

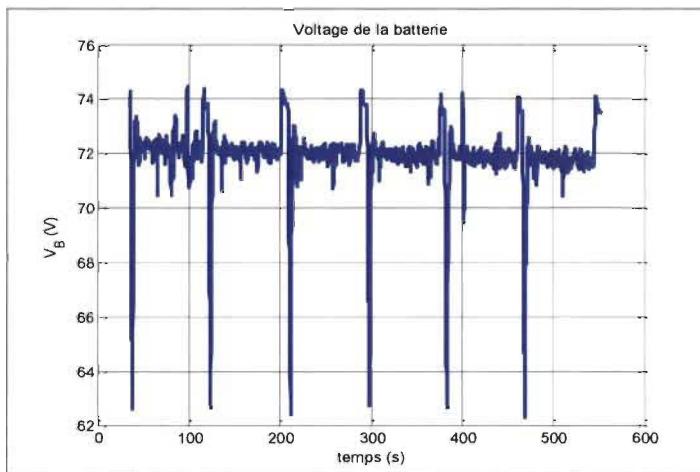


Figure 4.13 Voltage expérimental de la batterie

4.4.2 Description du système de planification énergétique

Le système de planification énergétique qu'on veut réaliser consiste à déterminer les différents arrêts de recharge des batteries d'un VEB de livraison, c'est ce qu'on appelle le scénario de recharge. Comme nous l'avons énoncé dans le chapitre 3, en se basant sur la minimisation de la fonction de coût, un scénario optimal est établi grâce à une stratégie prédictive de l'algorithme d'optimisation non linéaire. La présente section commence par décrire la feuille de route et les scénarios de recharge proposés. Par la suite, la stratégie de prédiction des arrêts de recharge est présentée.

a. Description de la feuille de route et des scénarios de recharge

La feuille de route de la Figure (4.14) illustre les paramètres du véhicule et les conditions de route qui ont été considérés au cours du trajet pour l'élaboration du système de planification énergétique.

On considère la distance totale à parcourir égale à 100 km. Six stations de recharge sont proposées sur la longueur du trajet ($i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$). La première station est située à 15 km du début du trajet et la distance entre deux stations successives est fixée à 15 km. De plus, on suppose que le véhicule devra faire quatre positions d'arrêts (point de livraison) : A (25 km), B (50 km), C (75 km) et D (90 km) (les kilométrages entre parenthèses représentent la distance qui sépare les points de livraison du point de départ).

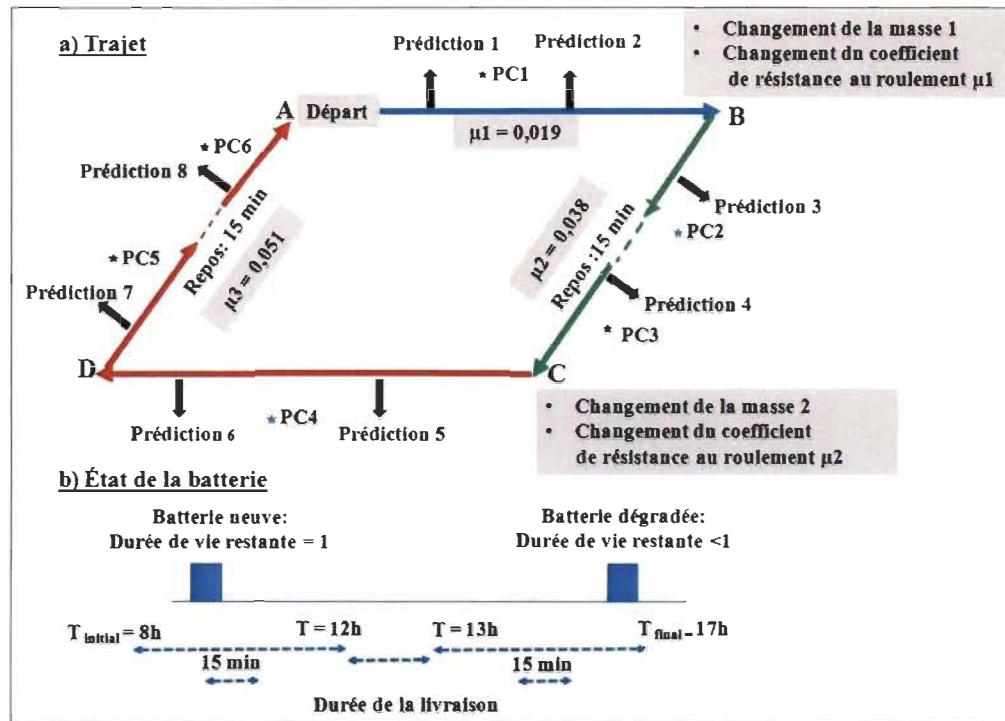


Figure 4.14 La feuille de route du système de planification énergétique

Nous supposons que l'énergie de la batterie, quand elle est complètement chargée ($E_{max}^B = 8$ kWh), n'est pas suffisante pour atteindre la destination finale sans la recharger à nouveau. L'énergie requise pour compléter le trajet de 100 km est exprimée par la capacité d'énergie dépensée jusqu'au moment considéré ($E_{actual}^B(N) = 12.861$ kWh est l'énergie nécessaire pour tout au long du trajet). Cette valeur est supposée être supérieure à l'énergie maximale disponible dans la batterie ($E_{max}^B = 8$ kWh). Partant du principe que lorsque une batterie atteint le seuil de décharge profond à plusieurs reprises, un processus d'inversion se passe au sein de la batterie et certaines cellules sont dégradées. Elle est considérée morte si la capacité maximale diminue en bas de 80%. Pour cela, pendant toute la durée du cycle de conduite, le niveau de décharge des batteries de ce VEB de livraison ne devra pas atteindre une valeur trop faible au niveau de la décharge. On pose que lorsque le véhicule s'arrête dans une station

de recharge, les batteries seront rechargées complètement. Les rendements fournis par la batterie et par le système de traction sont $\eta_B=0.92$ et $\eta_m^M=0.8$, respectivement [13].

Pour établir le système de gestion énergétique optimal, deux scénarios de recharge ont été développés sur le même trajet. Il s'agit d'un scénario standard et d'un scénario optimal.

La position d'arrêt de recharge optimisée est incluse dans le cycle de conduite afin de minimiser les variables de la fonction de coût (temps de recharge, coût d'énergie et coût d'usure de la batterie). Les valeurs de la masse et du coefficient de résistance au roulement sont définies dans les segments suivants (voir Figure (4.14)) :

- ✓ *Segment A-B* : Depuis le point A jusqu'au point B, la masse du véhicule est fixée à 1700 kg et le coefficient de la résistance au roulement est fixé à $\mu=0.019$ (route asphalte).
- ✓ *Segment B-C* : Du point B au point C, le conducteur ayant livré sa marchandise, la masse du véhicule est diminuée à 1000 kg. Ici, nous supposons que le coefficient de la résistance au roulement a changé et vaut $\mu=0.038$ (route en gravier).
- ✓ *Segment C-A* : Du point C au point A, la valeur de la masse revient à 1700 kg et le coefficient de la résistance au roulement est fixé à $\mu=0.051$ (route enneigée).

Le Tableau (4.3) récapitule les différentes caractéristiques de chaque scénario pour un VEB utilisant une batterie neuve.

Tableau 4.3 Description des caractéristiques des scénarios optimal et standard en utilisant une batterie neuve

Scénario standard	Scénario optimal
Batterie neuve	
<ul style="list-style-type: none"> ✓ Distance = 100 km ✓ Coefficient de résistance au roulement est considéré comme constant ($\mu=0.038$) ✓ Masse constante à 1700 kg ✓ Prix de la batterie : 10 000 dollars ✓ Énergie initiale dans les batteries : 8 KWh ✓ Profil de vitesse pour un trajet de 100 Km 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Distance = 100 km ✓ Coefficient de résistance au roulement estimé est considéré comme variable au cours du trajet ✓ Masse estimée variable, dépendamment des points de livraison ✓ Prix de la batterie : 10 000 dollars ✓ Énergie initiale dans les batteries : 8 KWh ✓ Profil de vitesse pour un trajet de 100 Km

Scénario standard: Pour définir les arrêts de recharge, le scénario standard considère que les valeurs estimées de la masse et du coefficient de résistance au roulement restent invariables tout au long du cycle de conduite. Il s'arrête dans les stations de recharge et calculé en avance tel que mentionné dans la section suivante, mais sans faire de mise à jour de l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement au cours du trajet.

Scénario optimal: Le scénario optimal considère que les valeurs de la masse et du coefficient de résistance au roulement varient durant le trajet. Pour cela, pour définir les arrêts de recharge, le scénario optimal prend en compte des variations des valeurs estimées de la masse et du coefficient de résistance au roulement et effectue des mises à jours au cours du trajet par une stratégie de prédictions continues. En effet, la masse peut changer après le passage par un point de livraison. La valeur du coefficient de résistance au roulement peut changer aussi du fait du revêtement de la route empruntée.

b. Description de la stratégie de prévision des arrêts de recharge

Pour établir le scénario de recharge, le système d'optimisation non linéaire effectue des prévisions continues des arrêts de recharge sur le trajet. Afin de décrire la stratégie de prévision, on suppose que le VEB emprunte le trajet qui relie les points de livraison A et B, puis B et C, ensuite, C et D et finalement, D et A (A-B-C-D-A) (Figure (4.14)). Après chaque point de livraison, la masse est changée. Huit zones de prévisions ont été sélectionnées et affichées dans la feuille de route. Ces zones de prédictions sont des mises à jour du scénario de la gestion du véhicule. Les batteries du VEB sont rechargées au niveau des stations de recharge qui sont situées sur le trajet (PC₁₋₆). Pour chaque segment, on sélectionne deux zones de prédition localisées avant le point de livraison suivant. La première zone de prédition pour chaque segment est effectuée avant la première station de recharge, tandis que la deuxième zone de prédition est effectuée après cette station. Pour les segments B-C et D-A qui contiennent deux stations de recharge, la zone de la deuxième prédition est située avant la deuxième station.

La stratégie prédictive du trajet A-B-C-D va suivre les étapes suivantes :

Le véhicule commence à bouger avec une masse totale de 1700 kg et un coefficient de résistance au roulement de 0.019 (correspondant à une route en asphalte). Après avoir parcouru 25 km à partir du début du trajet (point A), le conducteur s'arrête au point de livraison (point B). A cet endroit, la valeur de la masse du véhicule est réduite de 1700 kg à 1000 kg, suite à la soustraction de la masse de la marchandise de la masse totale du véhicule. La planification du système de gestion énergétique est ainsi modifiée après le point B. Après le point de livraison B, correspondant à un changement de la masse et du coefficient de résistance au roulement, deux autres prédictions (prédictions 3 et prédictions 4) sont

effectuées. Ainsi, le système de planification énergétique doit fournir de nouveaux temps d'arrêt selon les positions du véhicule dans le trajet. Comme illustrée précédemment dans les Figures (4.10) et (4.11), la masse et le coefficient de la résistance au roulement changent lorsque la position du véhicule est localisée entre PC₁, à 15 km, et PC₂, à 30 km. Au fur et à mesure que le véhicule continue à se déplacer sur le trajet le système de planification de l'énergie fournit le premier calendrier prévisionnel du rechargement. Après le point de livraison C, le véhicule charge de la marchandise et sa masse revient à 1700 kg. Le coefficient de résistance au roulement change aussi puisque le VEB se déplace sur une route enneigée. Les prédictions entre C et A donneront de nouvelles mises à jour au calendrier de recharge (scénario de recharge). Plusieurs combinaisons d'arrêts de recharge sont ainsi fournies par l'algorithme d'optimisation. La meilleure combinaison donnera le minimum de la fonction de coût.

4.4.3 Validation du scénario optimal

Pour valider le scénario optimal du système de gestion énergétique, on a comparé sa performance à la fin du trajet avec celle du scénario standard. Pour les deux scénarios, les même six stations sont considérées sur un trajet de 100 km. Dans la première partie (a) de cette section, on a comparé, pour chaque scénario, le temps de recharge total et le coût d'usure d'une batterie initialement neuve. En deuxième partie (b), on a étudié l'influence de la dégradation de la batterie sur le système de planification énergétique du scénario optimal, en utilisant une batterie initialement neuve et une autre usagée à 50% d'usure.

a. Comparaison entre le scénario standard et le scénario optimal

D'après l'équation (3.35) la fonction du coût inclut trois variables : le temps de recharge, le coût d'usure de la batterie et le coût d'énergie. Les deux variables, le temps de recharge total

et le coût d'usure de la batterie sont deux critères opposés. En effet, si le conducteur s'arrête plus souvent sur le trajet pour charger la batterie, le véhicule passe plus de temps dans les stations de recharge, entraînant moins d'usure à la batterie. Par contre, si le conducteur s'arrête moins souvent pour recharger la batterie, il offre un temps de recharge moindre, mais cause des décharges profondes de la batterie et par conséquent, d'importants mécanismes d'usure. Le choix entre les deux situations n'est pas facile. Pour cela on a choisi d'appliquer un système de gestion énergétique basé sur la minimisation de la fonction de coût, comme solution pour satisfaire entre performance et prix. Ayant pour but de minimiser les variables de la fonction de coût (temps de recharge, coût d'énergie et coût d'usure), l'algorithme de planification énergétique fournit toutes les combinaisons d'arrêts possibles parmi les six arrêts présents sur le trajet. Pour chaque scénario (standard et optimal), on a choisi la combinaison d'arrêts qui donne la fonction de coût la plus économique. Pour des raisons de simplification, dans la suite du manuscrit nous utiliserons seulement les termes de « scénario optimal » et de « scénario standard » pour désigner la combinaison d'arrêts qui donne la fonction de coût la plus économique pour chaque type de scénario.

Afin de valider la planification énergétique via le scénario optimal, on a comparé le pourcentage d'usure de la batterie, le temps de recharge total et le nombre d'arrêts du scénario optimal avec celui du scénario standard. Pour les deux scénarios, le VEB utilise une batterie relativement neuve ayant une durée de vie résiduelle 0.99. Les résultats de planification énergétique, via les deux scénarios, sont montrés dans le Tableau (4.4). Le Tableau illustre les paramètres de sortie que l'algorithme d'optimisation fournit : le temps de recharge total, le pourcentage d'usure de la batterie à la fin du trajet et la quantité d'énergie restante.

Tableau 4.4 Comparaison entre les scénarios standard et optimal

	Scénario standard		Scénario optimal	
	% Usure	Temps de recharge	% Usure	Temps de recharge
Total	0.0341	68.85 min	0.0377	55.12 min
Station de recharge			Énergie restante (KWh)	
PC ₁	pas d'arrêt		5.822	
PC ₂	3.64		pas d'arrêt	
PC ₃	5.836		3.662	
PC ₄	pas d'arrêt		pas d'arrêt	
PC ₅	3.651		3.815	
PC ₆	5.835		pas d'arrêt	
Énergie restante totale	3.37		2.71	

Le Tableau (4.4) montre que le scénario standard permet au VEB de s'arrêter quatre fois pour recharger la batterie, au niveau de PC₂, PC₃, PC₅ et PC₆ avec un temps de recharge total de 68,85 min. Par contre avec le scénario optimal, le VEB ne s'arrête que trois fois (dans PC₁, PC₃ et PC₅), ce qui entraîne moins de temps de recharge total (55.12 min). On définit le temps de recharge total comme étant la somme des durées de recharge dans chaque arrêt. Ainsi, le scénario optimal permet au conducteur de gagner 13.73 min sur la durée de recharge sur un trajet de 100 km et avec une batterie initialement neuve.

L'usure de la batterie à la fin du scénario standard est de 0.0341, alors qu'elle est de 0.0377 à la fin du scénario optimal. La différence du pourcentage d'usure entre les deux scénarios est considéré négligeable, on suppose alors, qu'à terme des deux scénarios les niveaux de dégradation de la batterie sont similaires.

A la fin du trajet, on note que l'énergie restante du scénario standard est plus élevée (E_{actual}^B) = 3.37 KWh que celle du scénario optimal (E_{actual}^B) = 2.71 KWh. Ce résultat est une conséquence logique du fait que le VEB qui suit le scénario standard s'arrête plus souvent que dans le scénario optimal pour recharger les batteries.

Les valeurs du temps de recharge et de l'énergie restante, pour chaque scénario, nous ont permis de tracer les profils de la distance parcourue en fonction du temps et d'illustrer les arrêts de recharge pour les deux scénarios (voir Figure (4.15)).

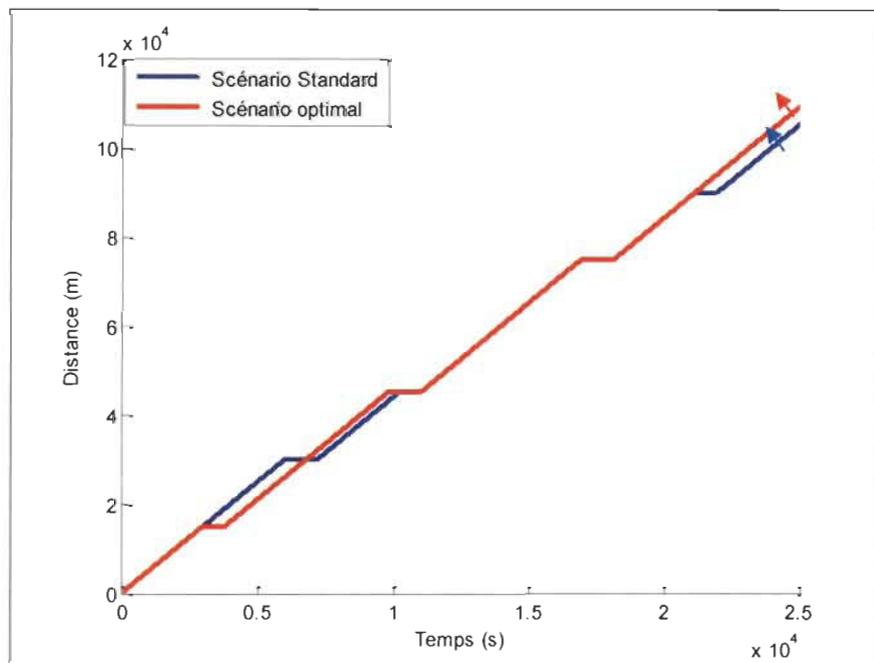


Figure 4.15 Arrêts de recharge: scénario standard vs. scénario optimal

Le scénario standard est présenté par la courbe bleue et le scénario optimal est présenté par la courbe rouge. Les arrêts de recharge sont présentés dans les deux courbes par des segments horizontaux proportionnels au temps de recharge dans chaque arrêt.

Les flèches marquées à la fin de chacune des courbes représentent l'arrivée du VEB à la destination finale. D'après la position de ces flèches, il est clair que le scénario optimal choisi

permet au VEB d'arriver plus tôt à sa destination finale (voir flèche rouge) que le scénario standard (voir flèche bleue).

Aujourd'hui, le coût de la main-d'œuvre est très élevé. Le scénario optimal est ainsi, le scénario le plus économique, vu la tarification couteuse de la main d'œuvre par heure en tenant compte aussi du coût élevé des batteries.

b. Impact de l'usure de la batterie sur le système de planification énergétique

L'usure ou la dégradation progressive d'une batterie a de graves conséquences sur les paramètres de la batterie. Elle cause la perte de durée de vie, entraînant ainsi une diminution de la capacité nominale de la batterie, de telle sorte qu'une batterie neuve peut stocker plus d'énergie à chaque recharge qu'une batterie usée [27, 28]. Pour étudier l'impact du pourcentage d'usure initial de la batterie sur la planification énergétique, on a comparé les profils de la distance parcourue en fonction du temps pour un VEB utilisant une batterie relativement neuve (0.1 % d'usure) et un VEB utilisant une batterie usagée à moitié (50% d'usure) (voir Figure (4.16)). Ici, le système de planification énergétique suit le scénario optimal. Un récapitulatif des caractéristiques du scénario optimal utilisant une batterie à 50% d'usure est donné dans le Tableau (4.5).

Tableau 4.5 Caractéristiques du scénario optimal (batterie à 50% d'usure)

Batterie à 50 % d'usure
✓ Distance = 100 km
✓ $\mu = 0.019$, $\mu = 0.038$ et $\mu = 0.051$
✓ Deux changements de la masse sur 100 km
✓ Énergie initiale dans la batterie usagée : 6 KWh
✓ Six arrêts de recharge (PC ₁₋₆) pour un trajet de 100 Km

Généralement, une batterie est qualifiée de morte, lorsque son pourcentage d'usure atteint 80%. En tenant compte de cette définition, on peut supposer qu'une batterie à 50% d'usure est équivalente à une batterie usée à 90%. Dans la Figure (4.16), le nombre d'arrêt du VEB utilisant une batterie neuve ou bien usagée à 50% d'usure, est tracé par un segment horizontal proportionnel au temps de recharge. Les flèches marquées à la fin de chaque courbe représentent le temps d'arrivée correspondant à chacune des deux batteries pour 100 km du trajet : une batterie neuve (courbe rouge) et une batterie usagée à 50% d'usure (courbe bleue).

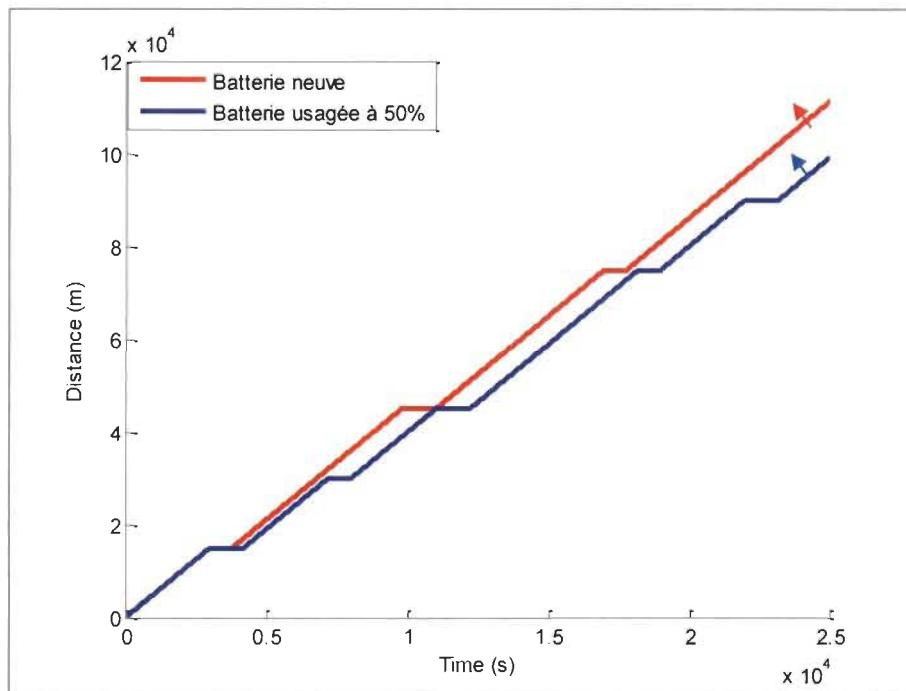


Figure 4.16 Stations de recharge en fonction de la durée de vie restante

D'après la courbe bleue, qui représente la batterie usagée à 50 %, le véhicule s'arrête cinq fois durant le trajet dans : PC₁ à 15 km et PC₂ à 30 km du point de départ, PC₃ à 45 km du départ, PC₅ à 75 km et PC₆ à 90 km ; le kilométrage est mesuré à partir du point de départ. Par contre, lorsque le véhicule utilise une batterie relativement neuve (courbe en rouge), il ne s'arrête que trois fois, dans PC1 à 15 km, dans PC3 à 45 km et dans PC5 à 75 km, à partir du point de départ comme illustré dans le Tableau (4.4). D'après les flèches désignant le

temps d'arrivée à la destination finale, le véhicule qui utilise une batterie neuve arrive beaucoup plutôt que le véhicule qui utilise une batterie dégradée à 50% d'usure. Ce résultat montre que plus la batterie est dégradée initialement, plus le véhicule doit s'arrêter pour charger les batteries durant le trajet. Ce résultat est attendu, parce que l'usure des batteries a un impact sur leur capacité de stockage d'énergie.

4.5 Conclusion

La méthode 1 et 3 ont fait l'objet d'un article conférence publié dans [88], (voir Annexe de ce manuscrit) et la méthode 2 a été présentée dans un article de revue qui sera bientôt soumis à la revue IEEE (voir Annexe de ce manuscrit).

Les études faites sur le système de planification d'énergie nous a permis de bien valider l'autonomie d'un véhicule électrique rechargeables à batterie. Ce qui nous mène à présenter les différents critères introduits dans le choix du scénario de recharge optimal. Pour conclure et pour valider la planification énergétique mentionné par avant, l'énergie finale des batteries n'est pas la même dans tous les cas illustrées aux tableaux. Cette différence est due à la contrainte $E^b(N) \geq E^{bmin}$ qui doit être toujours vraie.

Chapitre 5 : Discussion, conclusions et perspectives

5.1 Discussion sur les résultats observés

Afin de conclure les travaux de recherche décrits dans ce manuscrit en due forme, il faut discuter dans cette partie les résultats obtenus par rapport aux objectifs initiaux et à la problématique, tout en ayant connaissance des études antérieures énoncées dans ce manuscrit. Les deux premiers chapitres dans cette étude ont permis de présenter précisément le projet de recherche et à mettre en évidence notre réel défi, qui demeure : «le fait de surmonter l'angoisse de l'autonomie chez le conducteur d'un VEB ». Pour cela, notre objectif principal était de développer une méthode d'estimation simultanée, en temps-réel, et la plus efficace possible du coefficient de résistance au roulement et de la masse, dans l'optique d'intégrer les valeurs estimées dans la détermination de la stratégie de gestion d'énergie. Cette dernière consiste à établir une planification optimale de recharge des batteries durant le trajet. En d'autres termes, la méthode d'estimation devait pouvoir répondre le plus précisément possible à la question suivante : « Quand sera-t-il possible d'arrêter le véhicule pour en recharger les batteries et lui permettre ainsi d'arriver à sa destination finale avec l'énergie disponible ? ». En effet, durant le trajet, lorsqu'une estimation non efficace de ces deux paramètres est intégrée dans le scénario de planification de l'énergie, une valeur d'énergie résiduelle non fiable est indiquée au conducteur et la peur de ce dernier face à la panne d'énergie va s'accentuer. Par contre, en offrant au conducteur une donnée précise et fiable

sur l'arrêt pour la recharge de l'énergie grâce aux valeurs précises de la masse et du coefficient de résistance au roulement, il lui serait possible de voyager avec son véhicule, sans « angoisse de l'autonomie ». De plus, ceci renforce le lien de confiance existant entre le conducteur et cette technologie plus écologique.

Tout d'abord, certains facteurs influençant la consommation de l'énergie d'un véhicule électrique ont été détaillés, d'une part pour bien saisir la problématique et justifier notre préférence pour la masse et le coefficient de la résistance au roulement, comme paramètres influents sur notre stratégie de gestion d'énergie, mais également afin d'établir la modélisation mathématique de la dynamique du véhicule électrique rechargeable à batterie.

Suite à une description de cette technologie dans le deuxième chapitre, le modèle de la dynamique longitudinale théorique de l'ensemble des composantes de celle-ci, fut formulé en équations dans le chapitre 3. Ce modèle a été simplifié, en incluant l'inertie du véhicule dans l'équation de la dynamique longitudinale. Ce choix a été fait parce que l'impact de l'inertie sur l'estimation de la masse et aussi sur la plupart des stratégies de gestion d'énergie est généralement important ainsi que le terme d'inertie.

Ensuite, notre travail s'est focalisé principalement sur le l'usure des batteries des VEBs. Dans cette optique, le modèle mathématique de la batterie (en Acide-Plomb, dans notre cas), fut détaillé, incluant les composants nécessaires reliés au courant, à la tension et à l'état de charge. Le paramètre de dégradation de la batterie fut traité et intégré dans notre planification optimale de la recharge de l'énergie des batteries d'un VEB.

L'état de la recherche scientifique sur les méthodes de gestion d'énergie des véhicules électriques, notamment les VEBs, a été brièvement décrit du fait de la rareté des publications sur les VEBs. Notre étude, s'est basée plus précisément sur une étude antérieure réalisée par

notre équipe à l'IRH. Il s'agit de l'étude référencée en [50]. Les auteurs ont établi une optimisation d'un plan de recharge des batteries pour un VEB, tout en se basant sur un estimateur en ligne des valeurs de la pente de route. Nous avons suivi le même axe de recherche, mais en intégrant d'autres paramètres physiques du véhicules dans la méthode de gestion d'énergie: la masse et le coefficient de la résistance au roulement. Ces deux paramètres sont connus comme étant très influents dans la consommation de l'énergie dans un véhicule.

Une grande partie du quatrième chapitre a été consacrée à présenter l'état de la recherche sur les différentes méthodes existantes d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement. D'après nos connaissances, aucune étude n'a jusqu'à maintenant développé un estimateur simultané de ces deux paramètres. C'est sur cet aspect que réside la contribution majeure de notre travail.

Une description détaillée de la stratégie d'estimation, qui a permis d'établir la planification de recharge des batteries, a été énoncée dans le chapitre 4. Les résultats de cette stratégie sont aussi présentés dans un article, qui va bientôt être soumis dans la revue IEEE [voir Annexe]. Finalement, une description du scénario optimal de recharge des batteries a été aussi proposée dans ce chapitre. Notre stratégie de choix se base sur la méthode des moindres carrés récursifs (MCR). Elle permet d'estimer la masse et le coefficient de la résistance au roulement, en ligne et avec précision, tout en considérant les valeurs estimées en temps réel du facteur glissement, comme paramètre d'entrée supplémentaire. Les mesures sont effectuées sans ajouter d'autres capteurs sur le véhicule. Pour mettre en évidence l'efficacité de cette stratégie lors de l'addition du facteur de glissement (K) aux entrées de l'estimation, nous avons développé une stratégie visant à estimer les deux paramètres par la même méthode,

mais sans considérer le facteur de glissement. Malgré que l'estimation du facteur de glissement nécessite des mesures des vitesses (V_r et V_x), qui vont impliquer des erreurs supplémentaires de mesure, les résultats de simulation puis expérimentaux ont montré que, les valeurs estimées de la masse convergent vers les valeurs réelles avec la même efficacité et presque la même vitesse de convergence avec ou sans considérer le facteur de glissement. Par contre, en ce qui concerne l'estimation du coefficient de résistance au roulement, la vitesse de convergence des valeurs estimées vers les valeurs réelles, était légèrement plus lente. Nous supposons que, malgré cette lenteur, notre méthode a répondu à nos objectifs de départ avec la précision souhaitée.

D'autre part, afin de mettre l'accent sur la caractéristique originale de cette méthode, qui est l'estimation en temps réel, nous avons développé un estimateur basé sur la méthode de réseau de neurones, en conditions hors ligne. Ce que nous tirons de cette méthode, c'est que les résultats sont parfois erronés et qu'il a donc fallu trouver les bonnes données d'entraînement.

Une étude comparative entre cette méthode de réseau de neurone et celle de MCR, sans considération du facteur de glissement a été présentée dans notre publication [88] (voir Annexe).

Notre but était de développer une stratégie de plan de recharge qui s'applique aux circonstances de fonctionnement d'un VEB de livraison. Parmi les critères que nous avons considérés dans l'estimation des paramètres de l'étude, on souhaite mettre l'accent sur la prise en compte de la variation de la masse totale du véhicule, suite à la soustraction de la masse que représente la marchandise après la livraison dans un point d'arrêt. Nous avons également intégré le changement du revêtement de la chaussée d'une route à une autre dans le trajet emprunté. Mathématiquement, ceci se traduit par une variation de la valeur du

coefficients de résistance de roulement. Notre estimateur de la masse et du coefficient de résistance au roulement, basé sur la méthode MCR et considérant le taux de glissement, a réussi à nous indiquer des valeurs précises de ces deux paramètres. L'intégration de ces valeurs dans notre scénario optimal de recharge de la batterie dans un trajet de 100 km, a permis de minimiser le coût du voyage et également la durée totale du voyage. Ceci confirme l'avantage de la stratégie d'estimation adoptée, qui est non seulement la prise en compte de l'une des conditions routières, le revêtement de la chaussée (la neige, asphalte ou gravier), mais aussi des paramètres physiques de la dynamique du véhicule comme la masse, le glissement, la vitesse angulaire de la roue, la vitesse longitudinale.

Pour permettre aux conducteurs d'effectuer de longs trajets, notre scénario de planification énergétique destiné aux VEBs, permet de planifier les arrêts du conducteur aux stations de recharge. Ce scénario s'appuie sur un modèle d'optimisation. Il s'agit de minimiser la fonction de coût par rapport à la durée totale du voyage (incluant les durées de recharge, le coût d'usure des batteries et le coût de l'énergie). Une fois la fonction du coût minimisée, le conducteur recevra les informations suivantes : *(i)* s'arrêter ou pas dans la station de recharge et *(ii)* pour combien de temps il devra s'arrêter. Par comparaison à un scénario standard effectuant le même trajet mais sans considérer l'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement, le scénario optimal que nous avons établi dans cette étude réduit le temps de recharge d'un VEB de 13.73 min. Nos essais expérimentaux se sont basés sur le véhicule NEMO de l'IRH. Ce véhicule, qui est équipé d'un système d'acquisition de données (« National Instruments »), permet de déterminer la puissance électrique consommée et la vitesse du véhicule, ce qui nous a permis d'avoir des convergences significatives des valeurs estimées avec les valeurs mesurées, c'est-à-dire avec des erreurs de convergence faibles.

5.2 Perspectives et travaux futurs

Nous formulons nos perspectives en connaissance des limites de notre stratégie.

- Il est connu que les basses températures, diminuent les performances des batteries. Dans les travaux futurs, il faut prendre en considération la variation de la température au cours du temps surtout pendant les conditions hivernales caractérisant l'Amérique du Nord.
- La méthode de gestion énergétique proposée pourrait être améliorée si on élabore des algorithmes d'estimation, considérant plus de paramètres possibles de la dynamique. Il serait aussi intéressant d'inclure les détails sur la route tels que la pente et les conditions environnementales (comme le vent). Ces paramètres sont importants dans la prise de la décision et dans l'amélioration de la capacité du modèle longitudinal à bien traduire la dynamique réelle du véhicule
- La simulation des algorithmes développés dans cette étude a été réalisée à l'aide de données réelles prises sur le véhicule NEMO. Il sera donc, intéressant d'implémenter tous ces algorithmes pour vérifier au fur et au mesure la précision de la méthode d'estimation de la masse et du coefficient de résistance au roulement et pour vérifier l'efficacité des méthodes de gestion élaborées en présence de perturbations sur les paramètres mesurés et des conditions externes incontrôlables telles que l'état des routes et le vent.
- La méthode de gestion énergétique proposée pourrait être établie dans un véhicule électrique hybride en tenant compte de la répartition de puissance entre les deux sources d'énergie.

Références

- [1] John Moavenzadeh, Mariana Torres-Montoya, and T. Gange, "Repowering Transport," Repowering Transport was produced, 2011.
- [2] U. S. e. Information and Administration, "International Energy Outlook 2016 With Projections to 2040," 2016.
- [3] E. C. Gouvernement du Canada, "Rapport d'inventaire national 1990–2010 : Sources et puits de gaz à effet de serre au Canada - Sommaire," 2012.
- [4] T. D. Gillespie, Fundamentals of. Vehicle Dynamics., 1992.
- [5] A. Sciarretta and L. Guzzella, "Control of hybrid electric vehicles," IEEE Control Systems, vol. 27, pp. 60-70, 2007.
- [6] G. M. Fetene, C. G. Prato, S. Kaplan, S. L. Mabit, and A. F. Jensen, "Harnessing big-data for estimating the energy consumption and driving range of electric vehicles," in Transportation Research Board (TRB) 95th Annual Meeting, 2016.
- [7] U. Eberle and R. von Helmolt, "Sustainable transportation based on electric vehicle concepts: a brief overview," Energy & Environmental Science, vol. 3, pp. 689-699, 2010.
- [8] F. R. khoury and j. l. cole, "southern california edison company's (u 338-e) reply comments to parties' comments on energy efficiency baseline policy and related issues " 2013.
- [9] P. Crowe. (2013). BMW Reveals i3 Coming This Year. Available: <http://www.hybridcars.com/bmw-reveals-i3-coming-this-year/>
- [10] N. Gordon-Bloomfield. (2010). Electric Car Out of Juice? Pray for an Angel.
- [11] I. MTL, "Des énergies renouvelables à la mobilité électrique, des innovations qui électrisent Montréal," 2016.
- [12] A. L. Carlson, A. P. Budd, and T. M. Perl, "Control of influenza in healthcare settings: early lessons from the 2009 pandemic," Current Opinion in Infectious Diseases, vol. 23, pp. 293-299, 2010.

- [13] K. Maalej, "Méthodes de gestion d'énergie pour un véhicule électrique hybride et un véhicule électrique à batteries utilisant l'estimation en ligne de la masse," Manuscrit de Maitrise, Université du Québec à Trois Rivières (UQTR) 2014.
- [14] G. alix, "comparaison de concepts de moteur diesel en vue de leur hybridation Bilan des émissions de CO₂ suivant l'usage en véhicule," Thermique et Energétique, l'école centrale de Lyon 2008.
- [15] D. J. J. Smokers R.T.M, Winkel R.G, "Hybrid Vehicles. Overview Report 2000," International Energy Agency (IEA) Implementing Agreement for Hybrid and Electric Vehicle Technologies and Programs, Annex VII: Hybrid Vehicles, Overview Report, 2000.
- [16] G. Maggetto and J. V. Mierlo, "Electric and electric hybrid vehicle technology: a survey," in Electric, Hybrid and Fuel Cell Vehicles (Ref. No. 2000/050), IEE Seminar, 2000, pp. 1/1-111.
- [17] F. Badin, B. Jeanneret, R. Trigui, and F. Harel, "Hybrid Vehicles, should we plug them to the grid or not ?," 2001.
- [18] Z. Amjadi and S. S. Williamson, "Review of alternate energy storage systems for hybrid electric vehicles," in Electrical Power & Energy Conference (EPEC), 2009 IEEE, 2009, pp. 1-7.
- [19] A. Khaligh and Z. Li, "Battery, Ultracapacitor, Fuel Cell, and Hybrid Energy Storage Systems for Electric, Hybrid Electric, Fuel Cell, and Plug-In Hybrid Electric Vehicles: State of the Art," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 59, pp. 2806-2814, 2010.
- [20] A. Moretti, "The new electric vehicle 'renault kangoo,'" Electric vehicle symposium evs 17., 2000.
- [21] G. M. Cotter. (2009). A study in hybrid vehicle architectures : comparing efficiency and performance.
- [22] L. M. L. M. M. S. C. Boccaletti, "A power train with planetary gear system: Advantages and a design approach," 2001.
- [23] T. Mahé, "Motivations hybrides : Que faire?," Industrie et Technologie, pp. 38-41, 2005.
- [24] B. Multon, "Motorisation des véhicules électriques," Technique de l'ingénieur.
- [25] B. Multon and L. Hirsinger, "Problème de la motorisation d'un véhicule électrique, 1ère partie," revue 3El, pp. pp. 53-64, 1995.

- [26] T. R. Badin F, "Les motorisations hybrides thermique- électrique," colloque electrotechnique du futur 2005, 2005.
- [27] F. Martel, Y. Dubé, L. Boulon, and K. Agbossou, "Hybrid electric vehicle power management strategy including battery lifecycle and degradation model," in 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, 2011, pp. 1-8.
- [28] S. Wahsh, H. Hamed, M. Nashed, and T. Dakrory, "Fuzzy logic based control strategy for parallel hybrid electric vehicle," in Mechatronics and Automation, 2008. ICMA 2008. IEEE International Conference on, 2008, pp. 27-31.
- [29] J.-M. Tarascon and M. Armand, "Issues and challenges facing rechargeable lithium batteries," *Nature*, vol. 414, pp. 359-367, 2001.
- [30] D. Andrea, *Battery Management Systems for Large Lithium Ion Battery Packs*. Artech House, 2010.
- [31] J. Larminie and J. Lowry, *Electric vehicle technology explained*: John Wiley & Sons, 2004.
- [32] M. U. Cuma and T. Koroglu, "A comprehensive review on estimation strategies used in hybrid and battery electric vehicles," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 42, pp. 517-531, 2// 2015.
- [33] K. B. Singh and S. Taheri, "Estimation of tire-road friction coefficient and its application in chassis control systems," *Systems Science & Control Engineering*, vol. 3, pp. 39-61, 2015.
- [34] R. H. Barnard, *Road Vehicle Aerodynamic Design: An Introduction*: Paperback, 2001.
- [35] L. G. Andersen, J. K. Larsen, E. S. Fraser, B. Schmidt, and J. C. Dyre, "Rolling resistance measurement and model development," *Journal of Transportation Engineering*, vol. 141, p. 04014075, 2014.
- [36] W. J. Sweeting, A. R. Hutchinson, and S. D. Savage, "Factors affecting electric vehicle energy consumption," *International Journal of Sustainable Engineering*, vol. 4, pp. 192-201, 2011/09/01 2011.
- [37] J. D. a. C. Walter, *F. S, Energy Losses in Tires: Tire Science and Technology*, 1974.
- [38] Y. G. Mehrdad Ehsani, Ali Emadi, "Modern Electric, Hybrid Electric, and Fuel Cell Vehicles: Fundamentals, Theory, and Design, Second Edition," 2009.
- [39] C. N. Spentzas and D. B. Koulocheris, "“PEV”, a software to estimate the power and torque requirements and evaluate the performance of electric vehicles,"

- in 1995 Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics, 1995, pp. 553-557 vol.2.
- [40] H. Singh, H. S. Bawa, S. Barada, B. Bryant, and L. Anneberg, "Fuzzy logic approach in determining the range of electric vehicle," in Proceedings of 1994 37th Midwest Symposium on Circuits and Systems, 1994, pp. 1519-1522 vol.2.
- [41] R. H. Barnard, Road vehicle aerodynamic design-an introduction, 2001.
- [42] M. P. H. Helms, U. Lambrecht and A. Liebich "Electric vehicle and plug-in hybrid energy efficiency and life cycle émissions," IEEE Intelligent Vehicles Symposium, pp. p. 1113-124., 2010.
- [43] F. Ji, L. Xu, and Z. Wu, "Effect of driving cycles on energy efficiency of electric vehicles," Science in China Series E: Technological Sciences, vol. 52, pp. 3168-3172, 2009.
- [44] M. Ye, Z.-F. Bai, and B.-G. Cao, "Energy recovery for battery electric vehicles," Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering, vol. 222, pp. 1827-1839, 2008.
- [45] K. W. VH Johnson, DJ Rausen " HEV control strategy for real-time optimization of fuel economy and emissions," 2000.
- [46] S. Kermani, R. Trigui, S. Delprat, B. Jeanneret, and T. M. Guerra, "PHIL implementation of energy management optimization for a parallel HEV on a predefined route," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 60, pp. 782-792, 2011.
- [47] C. Masjosthusmann, K. U, x00F, hler, N. Decius, B. U, et al., "A vehicle energy management system for a Battery Electric Vehicle," in 2012 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, 2012, pp. 339-344.
- [48] G. Qiang and C. Xiusheng, "Research on Battery Identification of Electric Vehicle Battery Management System," in Computational and Information Sciences (ICCIS), 2010 International Conference on, 2010, pp. 928-931.
- [49] X. Li, J. Li, L. Xu, and M. Ouyang, "Power management and economic estimation of fuel cell hybrid vehicle using fuzzy logic," in 2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, 2009, pp. 1749-1754.
- [50] K. Maalej, S. Kelouwani, K. Agbossou, Y. Dubé, and N. Henao, "Long-Trip Optimal Energy Planning With Online Mass Estimation for Battery Electric Vehicles," IEEE Transactions on Vehicular Technology, vol. 64, pp. 4929-4941, 2015.

- [51] H. K. Fathy, K. Dongsoo, and J. L. Stein, "Online vehicle mass estimation using recursive least squares and supervisory data extraction," in 2008 American Control Conference, 2008, pp. 1842-1848.
- [52] V. Winstead and I. V. Kolmanovsky, "Estimation of road grade and vehicle mass via model predictive control," in Control Applications, 2005. CCA 2005. Proceedings of 2005 IEEE Conference on, 2005, pp. 1588-1593.
- [53] H. S. Bae, J. Ryu, and J. C. Gerdes, "Road grade and vehicle parameter estimation for longitudinal control using GPS," in Proceedings of the IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2001, pp. 25-29.
- [54] S. M. Bellinger, J. F. Kalill, and B. C. Tyler, "System and method for estimating vehicle mass," ed: Google Patents, 2003.
- [55] D. Kim, S. B. Choi, and J. Oh, "Integrated vehicle mass estimation using longitudinal and roll dynamics," in Control, Automation and Systems (ICCAS), 2012 12th International Conference on, 2012, pp. 862-867.
- [56] A. Vahidi, M. Druzhinina, A. Stefanopoulou, and P. Huei, "Simultaneous mass and time-varying grade estimation for heavy-duty vehicles," in American Control Conference, 2003. Proceedings of the 2003, 2003, pp. 4951-4956 vol.6.
- [57] A. Vahidi, A. Stefanopoulou, and H. Peng, "Experiments for online estimation of heavy vehicle's mass and time-varying road grade," in ASME 2003 International Mechanical Engineering Congress and Exposition, 2003, pp. 451-458.
- [58] A. Vahidi, A. Stefanopoulou, and H. Peng, "Recursive least squares with forgetting for online estimation of vehicle mass and road grade: theory and experiments," Vehicle System Dynamics, vol. 43, pp. 31-55, 2005/01/01 2005.
- [59] T. Ghotikar, "ESTIMATION OF VEHICLE MASS AND ROAD GRADE," 2008.
- [60] S. Rhode and F. Gauterin, "Vehicle mass estimation using a total least-squares approach," in Intelligent Transportation Systems (ITSC), 2012 15th International IEEE Conference on, 2012, pp. 1584-1589.
- [61] E. J. Holm, "Vehicle mass and road grade estimation using Kalman filter," Linköping University, Sweden, 2011.
- [62] B. L. Pence, H. K. Fathy, and J. L. Stein, "Sprung mass estimation for off-road vehicles via base-excitation suspension dynamics and recursive least squares," in American Control Conference, 2009. ACC'09., 2009, pp. 5043-5048.
- [63] R. Rajamani and J. K. Hedrick, "Adaptive observers for active automotive suspensions: theory and experiment," IEEE Transactions on Control Systems Technology, vol. 3, pp. 86-93, 1995.

- [64] M. N. Mahyuddin, J. Na, G. Herrmann, X. Ren, and P. Barber, "An adaptive observer-based parameter estimation algorithm with application to road gradient and vehicle's mass estimation," in Control (CONTROL), 2012 UKACC International Conference on, 2012, pp. 102-107.
- [65] Y. I. Kyongsu and J. Taeyoung, "Observer Based Estimation of Tire-Road Friction for Collision Warning Algorithm Adaptation," JSME International Journal Series C, vol. 41, pp. 116-124, 1998.
- [66] G. Erdogan, L. Alexander, and R. Rajamani, "Friction coefficient measurement for autonomous winter road maintenance," Vehicle System Dynamics, vol. 47, pp. 497-512, 2009/04/01 2009.
- [67] B. Li, H. Du, and W. Li, "A novel cost effective method for vehicle tire-road friction coefficient estimation," in 2013 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2013, pp. 1528-1533.
- [68] N. Ouasli, R. B. Mehrez, and L. E. Amraoui, "Parameter estimation of one wheel vehicle using nonlinear observer," in Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), 2014 International Conference on, 2014, pp. 1-8.
- [69] F. Gustafsson, "Slip-based tire-road friction estimation," Automatica, vol. 33, pp. 1087-1099, 1997/06/01 1997.
- [70] U. Müller S., M. &Karl, H, "Slip-Based Tire-Road Friction Estimation During Braking," in Proceedings of 2001 ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, New York, 2001.
- [71] J. Wang, L. Alexander, and R. Rajamani, "Friction Estimation on Highway Vehicles Using Longitudinal Measurements," Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, vol. 126, pp. 265-275, 2004.
- [72] L. R. Ray, "Nonlinear Tire Force Estimation and Road Friction Identification: Simulation and Experiments^{1,2}," Automatica, vol. 33, pp. 1819-1833, 10// 1997.
- [73] J. Dakhllallah, S. Glaser, S. Mammar, and Y. Sebsadji, "Tire-road forces estimation using extended Kalman filter and sideslip angle evaluation," in 2008 American Control Conference, 2008, pp. 4597-4602.
- [74] R. Rajamani, G. Phanomchoeng, D. Piyanongkarn, and J. Y. Lew, "Algorithms for Real-Time Estimation of Individual Wheel Tire-Road Friction Coefficients," Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on, vol. 17, pp. 1183-1195, 2012.
- [75] E. Bakker, L. Nyborg, and H. B. Pacejka, "Tyre modelling for use in vehicle dynamics studies," SAE Technical Paper 0148-7191, 1987.

- [76] H. B. Pacejka and E. Bakker, "The magic formula tyre model," *Vehicle system dynamics*, vol. 21, pp. 1-18, 1992.
- [77] M. Ceraolo, "New dynamical models of lead-acid batteries," *IEEE transactions on Power Systems*, vol. 15, pp. 1184-1190, 2000.
- [78] F. Martel, Y. Dub, x00E, L. Boulon, and K. Agbossou, "Hybrid electric vehicle power management strategy including battery lifecycle and degradation model," in *2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2011, pp. 1-8.
- [79] I. Fernández, C. Calvillo, A. Sánchez-Miralles, and J. Boal, "Capacity fade and aging models for electric batteries and optimal charging strategy for electric vehicles," *Energy*, vol. 60, pp. 35-43, 2013.
- [80] D. U. Sauer and H. Wenzl, "Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example," *Journal of Power Sources*, vol. 176, pp. 534-546, 2/1/ 2008.
- [81] H. Wenzl, I. Baring-Gould, R. Kaiser, B. Y. Liaw, P. Lundsager, J. Manwell, et al., "Life prediction of batteries for selecting the technically most suitable and cost effective battery," *Journal of Power Sources*, vol. 144, pp. 373-384, 6/15/ 2005.
- [82] J. Schiffer, D. U. Sauer, H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, and R. Kaiser, "Model prediction for ranking lead-acid batteries according to expected lifetime in renewable energy systems and autonomous power-supply systems," *Journal of Power Sources*, vol. 168, pp. 66-78, 5/25/ 2007.
- [83] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J. F. Manwell, U. Abdulwahid, and I. Baring-Gould, "Lifetime modelling of lead acid batteries," 8755034411, 2005.
- [84] D. Berndt, E. Meissner, and W. Rusch, "Aging effects in valve-regulated lead-acid batteries," in *Telecommunications Energy Conference, INTELEC'93. 15th International*, 1993, pp. 139-145.
- [85] P. Ruetschi, "Aging mechanisms and service life of lead–acid batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 127, pp. 33-44, 3/10/ 2004.
- [86] C.-C. Lin, H. Peng, J. W. Grizzle, and J.-M. Kang, "Power management strategy for a parallel hybrid electric truck," *IEEE transactions on control systems technology*, vol. 11, pp. 839-849, 2003.
- [87] J. T. Kessels, M. W. Koot, P. P. Van Den Bosch, and D. B. Kok, "Online energy management for hybrid electric vehicles," *IEEE Transactions on vehicular technology*, vol. 57, pp. 3428-3440, 2008.

- [88] O. Trigui, Y. Dube, S. Kelouwani, and K. Agbossou, "Comparative Estimation of Electric Vehicle Rolling Resistance Coefficient in Winter Conditions," in 2016 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2016, pp. 1-6.
- [89] M. Kunt, Traitement numérique des signaux: Tome 20 du traité d'électricité, 1996.
- [90] S. Mottelet, "RO04/TI07 - Optimisation non-linéaire," 2003.
- [91] H. Taghavifar, A. Mardani, H. Karim-Maslak, and H. Kalbkhani, "Artificial Neural Network estimation of wheel rolling resistance in clay loam soil," Applied Soft Computing, vol. 13, pp. 3544-3551, 8// 2013.
- [92] K. C. Divya and J. Østergaard, "Battery energy storage technology for power systems—An overview," Electric Power Systems Research, vol. 79, pp. 511-520, 4// 2009.
- [93] I. Preda, D. Covaci, and G. Ciolan, "Coast Down Test-Theoretical And Experimental Approach," 2010.

Annexes

Dans les annexes, nous présentons les articles produits à termes de cette étude. Le premier article étant publiée et présentée dans la 13^{ème} conférence d'IEEE, organisée par l'Université de Zhejiang, à Hangzhou en Chine, 17-20 Octobre 2016. Cet article est intitulé : « Comparative estimation of electric vehicle rolling resistance coefficient at winter conditions »

Le deuxième article est un article destiné à être soumis dans une revue d'IEEE. Cet article résume tout le travail présenté ici dans le manuscrit. Le titre de l'article est : « Optimal energy planning with online rolling resistance and mass estimation for battery electric vehicles »