

UNIVERSITÉ DE SHERBROOKE
Faculté de génie
Département de génie électrique et de génie informatique

PRÉDICTION DE LA DISTANCE RÉSIDUELLE D'UN VÉHICULE ÉLECTRIQUE

Mémoire de maîtrise
Spécialité : génie électrique

Renaud DUBÉ

Jury : Maxime DUBOIS (directeur)
Réjean FONTAINE
Denis GINGRAS



Library and Archives
Canada

Published Heritage
Branch

395 Wellington Street
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Bibliothèque et
Archives Canada

Direction du
Patrimoine de l'édition

395, rue Wellington
Ottawa ON K1A 0N4
Canada

Your file Votre référence

ISBN: 978-0-499-00325-6

Our file Notre référence

ISBN: 978-0-499-00325-6

NOTICE:

The author has granted a non-exclusive license allowing Library and Archives Canada to reproduce, publish, archive, preserve, conserve, communicate to the public by telecommunication or on the Internet, loan, distribute and sell theses worldwide, for commercial or non-commercial purposes, in microform, paper, electronic and/or any other formats.

The author retains copyright ownership and moral rights in this thesis. Neither the thesis nor substantial extracts from it may be printed or otherwise reproduced without the author's permission.

AVIS:

L'auteur a accordé une licence non exclusive permettant à la Bibliothèque et Archives Canada de reproduire, publier, archiver, sauvegarder, conserver, transmettre au public par télécommunication ou par l'Internet, prêter, distribuer et vendre des thèses partout dans le monde, à des fins commerciales ou autres, sur support microforme, papier, électronique et/ou autres formats.

L'auteur conserve la propriété du droit d'auteur et des droits moraux qui protègent cette thèse. Ni la thèse ni des extraits substantiels de celle-ci ne doivent être imprimés ou autrement reproduits sans son autorisation.

In compliance with the Canadian Privacy Act some supporting forms may have been removed from this thesis.

While these forms may be included in the document page count, their removal does not represent any loss of content from the thesis.

Conformément à la loi canadienne sur la protection de la vie privée, quelques formulaires secondaires ont été enlevés de cette thèse.

Bien que ces formulaires aient inclus dans la pagination, il n'y aura aucun contenu manquant.

Canada

*À Marie et Laura
Pour leur soutien et leur amour qui me sont si précieux*

RÉSUMÉ

Dans l'optique de limiter l'impact environnemental négatif de l'utilisation immodérée du pétrole, le développement de nouveaux moyens de transport plus écoénergétiques est favorisé. Bien qu'elle offre actuellement une autonomie considérablement plus limitée que celle du véhicule à gazoline, la technologie du véhicule électrique est la plus prisée. Liée à la faible autonomie des véhicules électriques, l'angoisse de la panne, un sentiment éprouvé chez les utilisateurs de ce type de véhicules qui a été identifié lors des années 1990, représente actuellement une barrière socio-technologique importante au développement de la technologie du véhicule électrique. Afin de limiter les risques de panne d'énergie et dans le but de renforcer la confiance du conducteur face à cette nouvelle technologie de véhicule, une méthode précise de prédiction de la distance résiduelle est proposée. Cette méthode originale utilise un algorithme de prédiction du trajet basé sur l'identification des virages à gauche et à droite. Sachant que le type de trajet parcouru influence de façon importante la distance résiduelle, cette stratégie de prédiction offre une amélioration de la précision face aux autres couramment utilisées. La pertinence de cette nouvelle méthode de prédiction sera démontrée à la fois en situation de simulation et d'expérimentation.

Mots clés: Distance résiduelle, véhicules électriques, prédiction de trajet, identification de manœuvres, méthode gauche-droite, indice d'énergie

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je tiens à adresser toute ma gratitude à Maxime Dubois, professeur à l'Université de Sherbrooke et source intarissable d'inspiration, pour avoir accepté de diriger ce mémoire de maîtrise. Je n'aurais pu le mener à terme sans son aide et son dévouement.

Je remercie messieurs Patrick Quirion (chef de projet) et Alain Desrochers (directeur des affaires universitaires) de m'avoir accordé la chance de réaliser cette maîtrise au Centre de technologies avancées. Merci de cette confiance.

Mes remerciements vont également à Monsieur Réjean Fontaine, professeur à l'Université de Sherbrooke, pour la révision de ce mémoire. J'accorde une pensée toute particulière à Denis Gingras, professeur à l'Université de Sherbrooke, pour ses critiques si appréciées et surtout pour son soutien et ses nombreux conseils offerts si généreusement au cours des dernières années.

Ce mémoire n'aurait pas lieu d'être sans l'aide déterminante pour la poursuite de cette maîtrise que m'a accordée le regretté professeur Alain Houle. Il m'a ouvert les portes du Centre de technologies avancées permettant ainsi plus que l'obtention d'un diplôme, mais la réalisation d'un rêve.

Je tiens à remercier amicalement tous mes collègues du Centre de technologies avancées qui ont rendu cet environnement de travail si agréable et particulièrement Ghislain Robert et Jasmin Rouleau, ingénieurs de projet, pour leur support lors de la validation expérimentale, Maxime Boisvert, Nicolas Denis et Jonathan Nadeau pour leurs idées et leur collaboration si précieuse.

Je souhaiterais aussi remercier Rudy pour son amitié, sa convivialité et son soutien ainsi que Noëlle pour le temps accordé à la correction de ce mémoire.

Finalement, ces dernières pensées vont à ma famille. À Marie et à Laura, merci pour votre soutien moral indéfectible et pour vos encouragements tout au long de mes études. Je n'en serais pas là sans vous.

TABLE DES MATIÈRES

CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Mise en contexte.....	2
1.1.1 Les débuts de la voiture électrique	2
1.1.2 L'âge du pétrole en Amérique.....	4
1.1.3 Le retour de la voiture électrique	5
1.1.4 Une barrière sociotechnique : l'angoisse de l'autonomie	6
1.2 Définition du projet de recherche	6
1.2.1 Objectifs du projet de recherche.....	8
1.3 Plan du document	9
CHAPITRE 2 FACTEURS INFLUENÇANT LA DISTANCE RÉSIDUELLE D'UN VÉHICULE ÉLECTRIQUE	11
2.1 Indice d'énergie.....	11
2.2 Facteurs influençant l'indice d'énergie	13
2.2.1 Résistance aux roulements	14
2.2.2 Forces aérodynamiques	16
2.2.3 Pertes dans la machine électrique.....	17
2.2.4 Pertes dans l'onduleur	22
2.2.5 Pertes dans les batteries.....	26
2.2.6 Conditions atmosphériques	29
2.2.7 Cycle de conduite et récupération d'énergie	30
2.3 Techniques de prédictions adoptées par l'industrie	33
2.4 Essai d'une technique inspirée de l'intelligence artificielle	34
2.4.1 Techniques de détection du type de route	34
2.4.2 Prédiction de la distance résiduelle en fonction du type de route	36
2.5 Conclusion	38
CHAPITRE 3 MÉTHODE DE PRÉDICTION « GAUCHE-DROITE ».....	39
3.1 Justification d'une nouvelle méthode de prédiction	39
3.2 Objectifs de la nouvelle stratégie de prédiction	41
3.3 Fondements de la méthode.....	41
3.3.1 Fréquence des parcours	42
3.3.2 Détection de manœuvres de conduite.....	43
3.4 Routes, trajets, parcours et manœuvres	44
3.5 Description générale de la méthode gauche-droite.....	45
3.6 Description détaillée de la méthode gauche-droite	47
3.6.1 Identification de manœuvres	48
3.6.2 Enregistrement d'évènements	51

3.6.3	Corrélation de parcours	52
3.6.4	Prédiction de distance résiduelle	59
3.7	Commentaires sur la méthode développée.....	61
3.7.1	Nombre d'événements nécessaires pour détecter la présence d'un trajet	61
3.7.2	Limitations de la méthode gauche-droite	62
3.8	Résumé de la méthode gauche-droite	63
CHAPITRE 4 MÉTHODOLOGIE ET VALIDATION		65
4.1	Présentation du véhicule électrique prototype	65
4.2	Présentation du modèle numérique	67
4.2.1	Validation du modèle numérique d'un véhicule électrique	68
4.3	Validation de la méthode gauche-droite par simulations	70
4.3.1	Partitionnement de parcours en trajets	70
4.3.2	Simulation de la méthode gauche-droite	71
4.3.3	Analyse des résultats en simulation	74
4.4	Validation expérimentale	76
4.4.1	Réalisation sur prototype.....	76
4.4.2	Essais expérimentaux	77
4.4.3	Analyse des résultats expérimentaux	78
4.5	Conclusion.....	80
CHAPITRE 5 CONCLUSION		81
5.1	Perspectives de recherche et travaux futurs	83
5.1.1	Pistes d'amélioration de la méthode gauche-droite	84
5.1.2	Éléments relatifs à la prédiction de la distance résiduelle.....	86
5.1.3	Autres applications possibles de la méthode gauche-droite.....	89
LISTE DES RÉFÉRENCES		91

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Fardier de Cugnot exposé au Musée des arts et métiers de Paris [4].....	2
Figure 1.2 Premier train passager électrique présenté à Berlin en 1879 [9]	3
Figure 1.3 Thomas Edison auprès d'un véhicule Detroit Electric (Musée National de l'Histoire Américaine).....	3
Figure 1.4 Chaîne de montage du modèle T de Ford (1913)	4
Figure 1.5 Indicateur de distance résiduelle de la Nissan Leaf [30]	7
Figure 2.1 Calcul de la distance résiduelle à partir de l'indice d'énergie futur.....	11
Figure 2.2 Prédiction de la distance résiduelle basée sur la méthode d'indice d'énergie moyen	13
Figure 2.3 Variation de la résistance aux roulements et de la traînée aérodynamique en fonction de la vitesse pour une voiture de 900 kg, $CD= 0,5$ [35]	14
Figure 2.4 Distribution de la pression à la surface de contact d'un pneu en mouvement [38] .	15
Figure 2.5 Schéma du système de propulsion	17
Figure 2.6 Illustration d'un moteur synchrone à aimants permanents [42].....	18
Figure 2.7 Schéma électrique équivalent d'un moteur AC synchrone triphasé	19
Figure 2.8 Onduleur triphasé.....	22
Figure 2.9 Pertes dans l'IGBT et la diode [45]	23
Figure 2.10 Formes d'ondes lors de la commutation d'un IGBT [46]	25
Figure 2.11 Modèle thévenin d'une cellule [50].....	27
Figure 2.12 Modèle non linéaire d'une cellule [51]	28
Figure 2.13 Courbes de décharge servant à obtenir le facteur de température et le terme correcteur de potentiel [52]	29
Figure 2.14 Cycle de conduite WMTC	31
Figure 2.15 Relation entre l'autonomie et les cycles de conduite [54].....	31
Figure 2.16 : Trois exemples de cycles de vitesse	32
Figure 2.17 Exemple de séquence de consommation d'énergie pouvant être générée par la chaîne de Markov cachée	36
Figure 2.18 Extraction de caractéristiques à partir du cycle ART_LOS_AB	37

Figure 3.1 Prédiction de la distance résiduelle sur un cycle WMTC basée sur la méthode d'indice d'énergie moyen.....	40
Figure 3.2: Démonstration d'un parcours	46
Figure 3.3 Schéma-bloc représentant la méthode gauche-droite	48
Figure 3.4 Exemple d'un virage à gauche identifié par la méthode gauche-droite	50
Figure 3.5 Exemple d'une manœuvre non identifiée.....	58
Figure 4.1 Véhicule prototype de recherche expérimentale.....	65
Figure 4.2 Système de prototypage rapide OPAL-RT [75]	66
Figure 4.3 Représentation schématique du modèle numérique d'un véhicule électrique	67
Figure 4.4 Comparaison de l'évolution de l'état de charge en simulation et de façon expérimentale [25]	69
Figure 4.5 Positions GPS de 13 parcours d'intérêt	71
Figure 4.6 Exemple d'un virage à droite basé sur la position GPS et la vitesse du véhicule ...	72
Figure 4.7 Position GPS d'un parcours avec les manœuvres identifiées en simulation	72
Figure 4.8 Prédiction de la distance résiduelle sur un parcours en simulation	73
Figure 4.9 Implémentation Simulink du module de corrélation de route	76
Figure 4.10 Position GPS d'un parcours expérimental avec les manœuvres identifiées	77
Figure 4.11 Prédiction de la distance résiduelle lors d'un parcours expérimental	78

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 Caractéristiques des différents modèles de batteries [49], [50].....	27
Tableau 2.2 Vitesse moyenne et indice d'énergie moyen de chacun des cycles	33
Tableau 2.3 Caractéristiques sélectionnées par [60]	35
Tableau 3.1 Types de corrélation avec descriptions correspondantes.....	53
Tableau 4.1 Comparaison des erreurs absolues moyennes obtenues sur 13 parcours en simulation	75
Tableau 4.2 Comparaison des erreurs absolues moyennes obtenues sur 3 parcours expérimentaux	79
Tableau 4.3 Comparaison des pourcentages d'erreur absolue moyenne obtenus sur 3 parcours expérimentaux	79

LISTE DES SYMBOLES

Symbole	Définition
A_f	Aire frontale du véhicule (m^2)
B	Densité de flux crête (T)
C_D	Coefficient de traînée
c	Vecteur de corrélation entre le parcours actuel et les parcours antérieurs
$DR_{predite_i}$	Distance résiduelle prédite (km)
DR_{reelle_i}	Distance résiduelle réelle (km)
E_0	Tension constante de la cellule (V)
E_d	Perte d'énergie dans la diode pour une période de découpage (Wh)
E_i	Perte d'énergie dans l'IGBT pour une période de découpage (Wh)
E_{on}	Perte d'énergie lors de l'activation d'un IGBT (Wh)
E_{off}	Perte d'énergie lors de la désactivation d'un IGBT (Wh)
E	Force électromotrice (V)
EAM	Erreur absolue moyenne
F_g	Charge de la roue (N)
f_{rot}	Fréquence de rotation (Hz)
F_r	Force de la résistance aux roulements (N)
F_s	Fréquence de coupage de l'IGBT (Hz)
F_w	Force de traînée (N)
h	Matrice d'historique contenant plusieurs parcours
i_c	Courant instantané au collecteur (A)
I_{CM}	Courant maximal au collecteur (A)
I_{CN}	Courant nominal au collecteur (A)
I_d	Courant dans l'axe direct (A)
I_q	Courant dans l'axe en quadrature (A)
IE_{futur}	Indice d'énergie futur d'un trajet (Wh/m)
IE_{moyen}	Indice d'énergie moyen (Wh/m)
$IE_{passé}$	Indice d'énergie passé (Wh/m)
k_h	Constante de proportionnalité de la densité de perte
L_d	Inductance dans l'axe direct (H)
L_q	Inductance dans l'axe en quadrature (H)
M	Indice de modulation ($0 \leq M \leq 1$)
n	Constante de Steinmetz (entre 1.5 et 2.5)
N_{ph}	Nombre de tours par phase
P_{batt}	Puissance fournie par la batterie (W)
P_d	Perte de puissance en conduction de la diode (W)
P_i	Perte de puissance en conduction de l'IGBT (W)
P_{in}	Puissance à l'entrée du moteur (W)

P_{off}	Perte de puissance lors de la désactivation d'un IGBT (W)
P_{on}	Perte de puissance lors de l'activation d'un IGBT (W)
P_{rr}	Perte de recouvrement (W)
$PEAM$	Pourcentage d'erreur absolue moyen
Q_{rrn}	Charge de recouvrement nominale (coulomb)
R_s	Résistance du stator (ohm)
t_{fN}	Temps de descente nominal lors de la commutation d'un IGBT (s)
t_r	Temps de montée lors de la commutation d'un IGBT (s)
t_{rN}	Temps de montée nominal lors de la commutation d'un IGBT (s)
t_{rrn}	Temps de recouvrement nominal (s)
T_e	Torque de la machine électrique (Nm)
v	Vitesse du véhicule (m/s)
V_{cc}	Tension du bus DC (V)
V_d	Tension dans l'axe direct (V)
V_{CE}	Tension collecteur-émetteur (V)
V_{CEN}	Tension collecteur-émetteur nominale (V)
V_{CEO}	Tension collecteur-émetteur seuil (V)
V_F	Tension directe de la diode (V)
V_{FN}	Tension nominale directe de la diode (V)
V_{FO}	Seuil de tension directe de la diode (V)
V_q	Tension dans l'axe en quadrature (V)
v_w	Vitesse du vent dans la direction du véhicule (m/s)
α	Angle de la route (Degrés)
δ	Rapport cyclique du PWM appliqué à la grille d'un IGBT ($0 \leq \delta \leq 1$)
ρ	Densité de l'air (Kg/m^3)
ρ_0	Densité de l'air à 0°C (1.1928 Kg/ m^3)
ϕ_m	Amplitude du flux dans l'entrefer (Wb)
τ	Période de découpage de l'onduleur (s)
ω_r	Vitesse de rotation électrique (rad/s)
ω_s	Fréquence de la source (rad/s)
λ_m	Couplage mutuel du flux dans l'entrefer (Vs)

CHAPITRE 1

Introduction

De nos jours, l'augmentation de la pollution atmosphérique ainsi que du coût du carburant présente une problématique réelle. Le secteur du transport subit une pression importante de la société lui enjoignant d'améliorer l'efficacité énergétique des véhicules routiers. Depuis quelques années, de nouvelles sources d'énergie ont été développées afin de propulser ces véhicules. Selon Romm [1], la technologie la plus prisée présentement pour répondre à cette problématique de pollution et de consommation serait l'énergie électrique. Plusieurs constructeurs automobiles ont déjà emprunté l'approche des véhicules hybrides tels que Toyota et Chevrolet avec, respectivement, la Prius et la Volt [2], [3]. La technologie hybride permet de pallier le problème de faible autonomie des véhicules électriques en combinant un moteur à combustion interne au moteur électrique. Cette nouvelle technologie permet donc à l'utilisateur de conserver ses habitudes de conduite, en l'autorisant à faire le plein d'essence, lorsque nécessaire.

Ce mémoire de maîtrise est issu d'un projet semblable se déroulant au Centre de technologies avancées BRP-Université de Sherbrooke (CTA). Le développement d'un roadster à trois roues à motorisation hybride parallèle s'y déroule depuis 2010. Malgré l'avantage qu'offrent les véhicules hybrides, il est logique de penser que l'utilisateur aura le désir de se déplacer en mode tout électrique. Ce mémoire portera donc sur le transport en mode tout électrique et traitera de stratégies permettant de déduire, de façon précise, la distance qu'un utilisateur pourra parcourir.

Cette recherche a été financée par une bourse de recherche en milieux pratiques, BMP Innovation qui regroupe les efforts du Fonds de Recherche du Québec – Nature et Technologies (FQRNT), du Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie du Canada (CRSNG) et du CTA. La majorité du temps investi à ce projet de maîtrise s'est déroulé au sein du CTA.

1.1 Mise en contexte

Au 21^e siècle, le transport à l'aide d'un véhicule motorisé est un concept acquis. Bien souvent, on ne saurait faire autrement. Par contre, il y a quelques centaines d'années, il en était tout autrement. Le premier véhicule à propulsion autonome a vu le jour en 1769. Son inventeur, l'ingénieur français Nicolas Joseph Cugnot, l'a conçu à des fins militaires. Propulsé par un moteur à vapeur, le fardier de Cugnot a permis à l'armée française de déplacer son artillerie au champ de bataille (figure 1.1) [4], [5]. La technologie des véhicules propulsés par la vapeur s'est développée mondialement et a dominé le marché américain jusqu'au début du 20^e siècle [6].

1.1.1 Les débuts de la voiture électrique

En 1833, Thomas Davenport, inventeur et forgeron américain, développa un véhicule miniature propulsé par une batterie et un moteur électrique à courant continu [7]. Ce prototype représente la première trace de la technologie de la voiture électrique. Quatorze ans plus tard, l'ingénieur électrique américain Moses Gerrish Farmer, effectua une démonstration publique d'un véhicule-locomotive pouvant transporter deux passagers [8]. Au cours des années suivantes, la technologie de propulsion électrique s'est développée et a été intégrée à plusieurs types de véhicule. Entre autres, le premier train passager électrique a été présenté à Berlin en 1879 par l'inventeur et entrepreneur allemand Werner von Siemens (figure 1.2) [9].

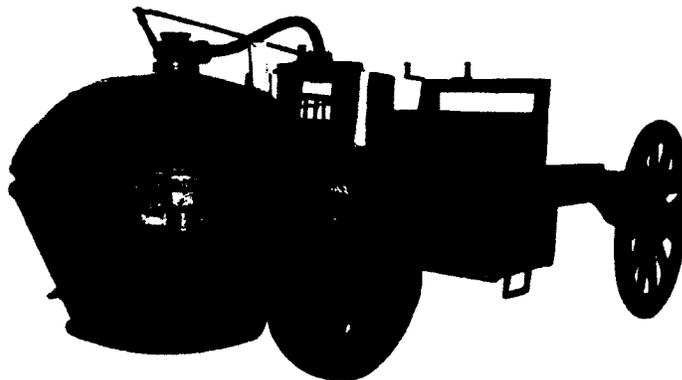


Figure 1.1 Fardier de Cugnot exposé au Musée des arts et métiers de Paris [4]



Figure 1.2 Premier train passager électrique présenté à Berlin en 1879 [9]

En Amérique, bien que la ville de New York a connu les premiers taxis électriques en 1897 [10], l'automobile électrique a tardé à gagner en popularité en raison d'un manque au niveau de l'infrastructure de recharge. En 1912, suite à l'électrification de plusieurs domiciles, le marché de la voiture électrique est en effervescence avec 33 842 véhicules électriques enregistrés aux États-Unis. Ces véhicules étaient principalement utilisés en milieux urbains à cause de leur autonomie limitée à environ 50 – 65 km [6]. Jusqu'en 1910, le plus grand constructeur mondial de voiture électrique était Baker Motor Vehicle Company. Leurs voitures, propulsées par une technologie de batteries nickel-fer développée par Thomas Edison lui-même, leur permettaient d'offrir une autonomie d'environ 80 km [11] (figure 1.3). En 2010, la compagnie Detroit Electric a pris les rênes du marché de l'automobile électrique américain en offrant un véhicule propulsé, lui aussi, par la technologie de batterie nickel-fer d'Edison. Selon la compagnie, une autonomie d'environ 130 km était alors possible [12].



Figure 1.3 Thomas Edison auprès d'un véhicule Detroit Electric (Musée National de l'Histoire Américaine)

1.1.2 L'âge du pétrole en Amérique

L'invention de l'automobile telle qu'on la connaît aujourd'hui est celle de l'ingénieur allemand Karl Friedrich Benz grâce au brevet obtenu en 1886 pour son « *Benz Patent Motorwagen* » [13]. Au cours du 20^e siècle, la technologie de la propulsion électrique a graduellement cédé sa place à celle du moteur à combustion interne, et ce, pour différentes raisons. Premièrement, le prix de la voiture à combustion est devenu très compétitif notamment grâce aux améliorations apportées aux chaînes de production par l'industriel américain Henry Ford [14]. De surcroît, le prix de matériaux tels que le cuivre et le plomb, nécessaires à la fabrication de batteries, a doublé en raison de leur utilisation dans la préparation d'armements lors de la Première Guerre mondiale [12]. En 1914, le modèle T de Ford (figure 1.4) se vendait sous la barre des 500 dollars américains, tandis que la voiture de Detroit Electric se chiffrait dans les environs de 2000 dollars [12], [14]. Non seulement les voitures électriques étaient plus dispendieuses à l'achat, mais elles devinrent aussi plus chères à utiliser que les voitures à essence. Effectivement, plusieurs gisements de pétrole ont été découverts au début du 20^e siècle notamment, celui près de Beaumont au Texas dont l'exploitation marque le début de l'âge du pétrole [15]. La disponibilité d'un carburant à faible coût a énormément joué en faveur de la voiture à combustion interne.

Finalement, le boom économique de 1920, provoqué par ces diverses découvertes et les profits liés à la Première Guerre mondiale, a permis l'expansion des villes en Amérique [16]. L'urbanisation des régions du nord et de l'ouest a attiré plusieurs immigrants des régions



Figure 1.4 Chaîne de montage du modèle T de Ford (1913)

rurales du sud. Cette croissance a exigé l'amélioration de l'infrastructure routière et la construction d'autoroutes entre les grandes villes. De ce fait, le désir de franchir de plus grandes distances a rapidement crû chez les Américains et l'autonomie des voitures électriques n'était dès lors plus de taille vis-à-vis de celle des voitures à combustion interne. Par exemple, le modèle T de Ford pouvait franchir jusqu'à 330 km avec un seul plein, grâce à son réservoir à essence de 10 gallons et une consommation possible d'un gallon par 23 milles [17]. L'installation de stations-services a rendu possible le parcours de longs trajets en automobile. En somme, le coût élevé lié à l'utilisation du véhicule électrique, ajouté à sa faible autonomie, a causé sa chute et laissé la place à l'automobile conventionnelle. La compagnie Detroit Electric a elle aussi payé le prix fort, et du fermer ses portes en 1939 [12].

1.1.3 Le retour de la voiture électrique

Depuis quelques années, le consommateur tend à se diriger vers des véhicules plus efficaces énergétiquement. Ceci peut, entre autres, être attribué à la crise énergétique ainsi qu'à la récession économique de 2009 [18], [19]. Cette récession s'est particulièrement fait sentir au sein de l'industrie automobile américaine [20]. Plusieurs compagnies mondiales ont entrevu la possibilité d'un marché pour les voitures électriques et hybrides. Certaines d'entre elles se sont particulièrement démarquées telles que Tesla Motors avec son modèle S, Nissan avec sa Leaf, Chevrolet avec sa Volt et bien sûr Toyota avec sa Prius branchable ([2], [3], [21], [22]). La compagnie Detroit Electric tente elle aussi un retour en force avec son roadster tout électrique SP.01 [12].

Aujourd'hui encore, les mêmes barrières présentent dans les années 1900 (fort coût et faible autonomie), limitent ces véhicules à un public restreint. La batterie demeure le composant limitatif de la structure de la voiture électrique en raison de sa faible densité d'énergie par rapport à celle de la gazoline [23]. La technologie de cellules au lithium-ion est présentement la plus populaire bien que dispendieuse. Par exemple, le coût estimé de la batterie de la Nissan Leaf se chiffre aux alentours de 15 000\$. Bien que très innovateur, avec une énergie embarquée de 24 kWh, ce véhicule ne peut franchir que 100 km en essais réels [24].

1.1.4 Une barrière sociotechnique : l'angoisse de l'autonomie

L'autonomie des véhicules électriques est assurément l'un des plus grands facteurs de leur développement. Quelques recherches ont déjà été effectuées sur l'évaluation de l'autonomie de véhicules électriques [25], [26]. Selon [27], un paramètre sociotechnique va lui aussi fortement influencer le développement de la voiture électrique : « l'angoisse de l'autonomie » (traduction de l'expression anglophone « *Range Anxiety* »). Ce phénomène, aussi connu sous le nom d'« angoisse de la panne », a été introduit par les premiers utilisateurs d'EV1, un véhicule électrique produit dans les années 1996-1999 par General Motors [28]. L'angoisse de l'autonomie est définie comme la peur de ne pas avoir suffisamment d'énergie pour atteindre sa destination. Cette anxiété est très compréhensible, considérant la précarité actuelle des architectures de recharge. Ce phénomène agit, sans l'ombre d'un doute, comme barrière importante à la diffusion du véhicule électrique sur le marché de l'automobile.

Pour limiter l'impact que représente la peur de la panne sur le développement des véhicules électriques, quelques idées originales ont été développées. La première, l'ajout d'un petit moteur à combustion interne, permettrait de prolonger la distance [28], [29]. Ensuite, le prêt d'un véhicule à combustion interne, quelques jours par année à l'achat d'un véhicule électrique, aiderait le consommateur désireux de plus longs trajets [29]. Finalement, une station de recharge mobile pourrait intervenir en cas de situations fâcheuses [30]. Ces idées sont intéressantes, mais peu viables et ne règlent pas le problème à la source. Dans l'immédiat, les véhicules ne seront pas tous équipés d'un prolongateur de distance et il n'y aura pas de station de recharge mobile disponible à tout endroit et en tout temps. L'important est d'aider l'utilisateur à bien planifier ses déplacements et à ajuster son itinéraire si nécessaire.

1.2 Définition du projet de recherche

Afin de limiter le sentiment de crainte décrit précédemment, il est important de bien informer l'utilisateur de la distance qu'il pourra franchir avec l'énergie restante dans les batteries de son véhicule électrique. Cette distance se nomme « distance résiduelle ». Prenons l'exemple d'un utilisateur ayant parcouru 20 km depuis le démarrage de son véhicule qui était à pleine charge. En considérant qu'il ne reste que 3 kWh d'énergie de disponible dans les batteries et que le

véhicule consomme en moyenne 100 Wh d'énergie par kilomètre, il est possible d'estimer la distance que l'utilisateur pourra franchir à 30 km. Autrement dit, la distance résiduelle de son véhicule électrique est actuellement de 30 km tandis que son autonomie totale est de 50 km.

Plusieurs véhicules, qu'ils soient à propulsion électrique ou à gazoline, sont déjà équipés d'un tel indicateur de distance résiduelle. Cet indicateur est davantage pertinent dans le cas des voitures électriques en raison de leur faible autonomie. Par exemple, la compagnie Nissan a équipé sa Leaf d'un tel système (figure 1.5). Malheureusement, plusieurs utilisateurs ont été déçus de la qualité de la prédiction de l'indicateur de distance résiduelle et l'ont communément renommé « *Guess-O-Meter* » [31]. À la suite de ces commentaires, la compagnie Nissan prévoyait, en 2012, une mise à jour de ce système. Cette entreprise n'est pas la seule à faire face aux défis liés à la prédiction de la distance résiduelle : l'indicateur de distance du roadster de Tesla s'est révélé moins précis en période hivernale [32]. Au cours des prochains chapitres, il sera démontré que de nombreux facteurs influencent la distance résiduelle d'un véhicule électrique, la rendant de la sorte plus difficile à prédire. Que ce soit les résistances s'opposant au mouvement du véhicule, les pertes dans la chaîne de traction électrique ou l'agressivité du pilote, ces facteurs contribuent tous à la variation de la distance résiduelle réelle. Par exemple, la consommation du véhicule de l'exemple précédent, en raison d'un trajet plus rapide et plus vallonné, pourrait être de 150 Wh par kilomètre au lieu de 100 Wh par kilomètre. Dans ce cas, il en résulterait une distance résiduelle considérablement réduite. Finalement, les indicateurs de distance résiduelle imprécis nuisent à l'utilisateur



Figure 1.5 Indicateur de distance résiduelle de la Nissan Leaf [30]

puisqu'il comprend rapidement qu'il ne peut pas s'y fier, augmentant de la sorte son anxiété face à la panne. Il est donc justifié de poser la question suivante :

« Est-il possible de déterminer, en tout temps et avec bonne précision, la distance résiduelle d'un véhicule électrique? »

1.2.1 Objectifs du projet de recherche

Afin d'atteindre ce but, l'objectif principal de ce mémoire de maîtrise sera de développer puis de présenter un algorithme permettant de réaliser la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Le fonctionnement de cet algorithme devra être validé afin de justifier sa proposition. L'implémentation d'une telle stratégie innovante pourrait se révéler un avancement considérable permettant de soulager les utilisateurs de véhicules électriques d'un sentiment d'anxiété réel et justifié tout en favorisant le développement d'une technologie de transport écologique et prometteuse. Ces motifs de recherche sont très encourageants et incitent fortement au développement d'un algorithme de prédiction de distance résiduelle pour véhicule électrique.

Afin de remplir cette mission, il est nécessaire de se fixer des sous-objectifs spécifiques. Le premier est le développement d'un modèle d'efficacité pour véhicule électrique. Ce modèle numérique permettra d'estimer la quantité d'énergie que nécessitera un véhicule électrique afin de parcourir un certain parcours. Par exemple, quelle quantité d'énergie électrique sera requise afin de parcourir 20 km sur l'autoroute? Aussi, il devrait être possible d'obtenir la distribution de l'énergie consommée liée aux pertes dans la chaîne de traction électrique versus celle requise pour combattre les forces s'opposant au mouvement du véhicule. Il sera nécessaire de tester et d'ajuster ce modèle à l'aide d'essais expérimentaux. Une fois éprouvé par les essais, ce modèle servira à effectuer une validation préliminaire de l'algorithme de prédiction de la distance résiduelle.

Le second sous-objectif est de développer une technique permettant de déterminer le style de route à venir. Effectivement, peu d'information est disponible en temps réel quant au futur du trajet puisqu'il a été choisi de ne pas utiliser de système d'information géographique lors de cette recherche. Il sera donc nécessaire d'effectuer une estimation du style de conduite futur en se basant sur les connaissances antérieures. Cette estimation est l'assise de la stratégie de

prédiction de la distance résiduelle développée dans ce mémoire : en détectant des manœuvres de conduites tels que des virages, il sera possible de déterminer si le trajet actuel a déjà été parcouru précédemment. L'information relative à la consommation d'énergie du parcours précédent pourra donc être utilisée afin d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle.

Finalement, le dernier sous-objectif est d'intégrer l'algorithme de prédiction de la distance résiduelle à un prototype expérimental afin de valider son fonctionnement. Il sera nécessaire de communiquer au conducteur la distance qu'il est en mesure de parcourir, de façon à ce qu'il puisse raffermir sa confiance envers le système. Il faudra aussi déterminer sous quelles conditions il sera possible d'obtenir une bonne précision dans la prédiction de la distance résiduelle.

Il est important de noter que l'estimation de l'état de charge et de la quantité d'énergie disponible dans la batterie est en elle-même une problématique de taille. Plusieurs recherches s'effectuent actuellement dans cette optique et il existe, dans la littérature, quelques techniques pour résoudre cette problématique [33]. Notamment, une étude en cours au sein du groupe de recherche du CTA vise l'utilisation d'un algorithme d'intégration du courant et d'interprétation de la tension, afin d'estimer l'état de charge [34]. Ainsi, l'hypothèse que l'énergie résiduelle est connue et fournie par le système de gestion de batteries sera posée. Cette variable sera utilisée directement au sein du modèle de prédiction. Tel qu'il sera démontré au cours du prochain chapitre, le défi quant à la prédiction de la distance résiduelle se résumera à l'estimation d'un concept intitulé « indice d'énergie futur » (Wh/m). Il est aussi important de souligner que d'autres critères concernant la technique de prédiction à développer seront introduits au troisième chapitre.

1.3 Plan du document

Le chapitre 2 présentera d'abord une stratégie usuelle permettant de prédire la distance résiduelle. Puis, les différents facteurs influençant la distance résiduelle seront décrits, notamment ceux concernant la chaîne de propulsion électrique. La description de ces facteurs sera effectuée dans l'optique de concevoir un modèle numérique, décrit au quatrième chapitre, permettant de valider la stratégie de prédiction. Ensuite, les différentes techniques adoptées dans l'industrie pour résoudre ce problème de prédiction seront énumérées. Finalement, une

brève introduction aux techniques inspirées de l'intelligence artificielle ayant été considérées afin de résoudre la problématique sera effectuée. Les retombées positives encourues par l'essai de ces techniques seront aussi mentionnées.

Le troisième chapitre, raison d'être de ce mémoire, présentera la méthode « gauche-droite » : une stratégie originale de prédiction de la distance résiduelle ici proposée. Cette stratégie consiste à prévoir le trajet à venir pour prédire la distance pouvant être parcourue. Les objectifs et critères de cette nouvelle méthode seront définis. Les fondements de la méthode seront ensuite présentés avant une description détaillée de l'algorithme de prédiction. Des commentaires généraux liés à l'utilisation de la méthode concluront ce chapitre.

Le quatrième chapitre fera état des essais et simulations effectués au cours du processus de validation de la méthode « gauche-droite ». D'une part, le véhicule expérimental sera présenté ainsi que le modèle numérique le caractérisant. Basés sur ce modèle, les tests effectués en simulations seront décrits. D'autre part, l'intégration au véhicule prototype de la méthode de prédiction de la distance résiduelle sera effectuée. Pour terminer cette section, les résultats expérimentaux seront exposés.

Finalement, le chapitre 5 synthétisera ce mémoire en résumant tout d'abord les travaux réalisés. Les contributions originales de la méthode proposée seront indiquées, tout en faisant état des améliorations possibles. Certaines suggestions concluront ce mémoire quant aux divers champs d'application où l'algorithme de prédiction pourrait être d'intérêt.

CHAPITRE 2

Facteurs influençant la distance résiduelle d'un véhicule électrique

Afin de bien cerner la problématique liée à la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique, il est nécessaire de considérer chacun des facteurs influençant cette distance. Tout d'abord, le concept d'indice d'énergie sera introduit. Il représente la base sur laquelle s'appuie la prédiction.

2.1 Indice d'énergie

L'évaluation de la distance résiduelle d'un véhicule est effectuée par l'estimation de l'indice d'énergie pour l'ensemble du trajet à venir. Ce concept d'indice d'énergie a été introduit par [35] et représente la quantité d'énergie nécessaire pour parcourir une distance définie. Par exemple, un véhicule pourrait consommer 100 Wh d'énergie afin de parcourir un kilomètre d'un certain trajet. Dans ce cas, l'indice d'énergie du véhicule serait de 100 Wh/km ou bien 0,1 Wh/m. Cet indice d'énergie est influencé par l'efficacité globale du véhicule, le type de route, le style de conduite et autres facteurs élaborés dans la section 2.2. Connaissant de façon précise l'énergie disponible dans la batterie ainsi que l'indice d'énergie à venir, il est possible de prédire avec exactitude la distance résiduelle en suivant la relation illustrée à la figure 2.1.

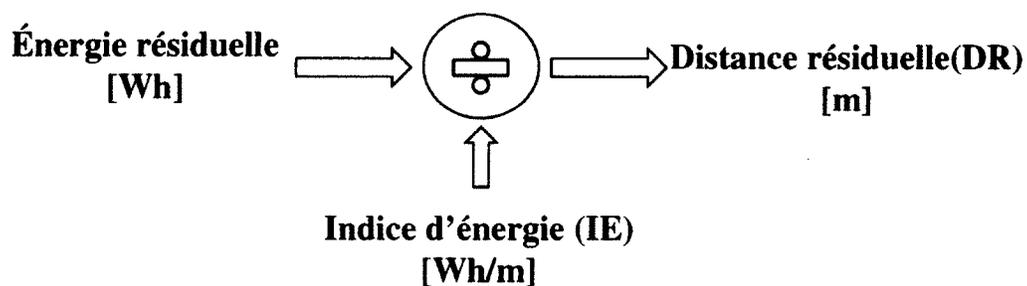


Figure 2.1 Calcul de la distance résiduelle à partir de l'indice d'énergie futur

L'estimation de l'énergie disponible, ou énergie résiduelle, est généralement fournie avec une bonne précision par le biais du système de gestion de batterie du véhicule. Toutefois, il est difficile de connaître parfaitement l'indice d'énergie futur. Dans [35], la prédiction de la distance résiduelle est faite en calculant la moyenne de l'indice d'énergie depuis le début du parcours et, par extrapolation, en considérant valide cet indice jusqu'à ce que la l'énergie de la batterie soit épuisée.

Cet indice d'énergie moyen IE_{moyen} peut être calculé en prenant l'intégrale du ratio de la puissance fournie par la batterie sur la vitesse du véhicule (équation 2.1). Avec 1 kWh d'énergie disponible et un indice d'énergie moyen de 100 Wh/km depuis le début du parcours, il est possible, par extrapolation et selon la figure 2.1, de prédire une distance résiduelle de 10 km.

$$IE_{moyen}(t) = \int_{t_0}^{t_1} \frac{P_{batt}(t)}{v(t)} dt \quad (2.1)$$

Où

P_{batt} : puissance fournie par la batterie (W)

v : vitesse du véhicule (m/s)

La figure 2.2 illustre une prédiction de la distance résiduelle, basée sur la technique d'indice d'énergie moyen, lors d'un trajet simulé. La courbe noire représente la distance résiduelle réelle et la courbe verte représente la distance résiduelle prédite par la méthode d'indice d'énergie moyen (équation 2.1 et figure 2.1). En observant la distance résiduelle réelle au début du parcours, il est possible d'affirmer que la distance totale parcourue lors de ce parcours sera de 15 km. On remarque aussi qu'après environ 500 secondes, il y a une différence de près de deux kilomètres entre la distance résiduelle réelle et celle prédite. Cette différence peut sembler anodine, mais lorsque le trajet réel à parcourir est de 9 km, ceci représente une incertitude de plus de 20 %. Dans ce cas, la distance résiduelle prédite s'est révélée trop optimiste, et ce, tout au long du parcours.

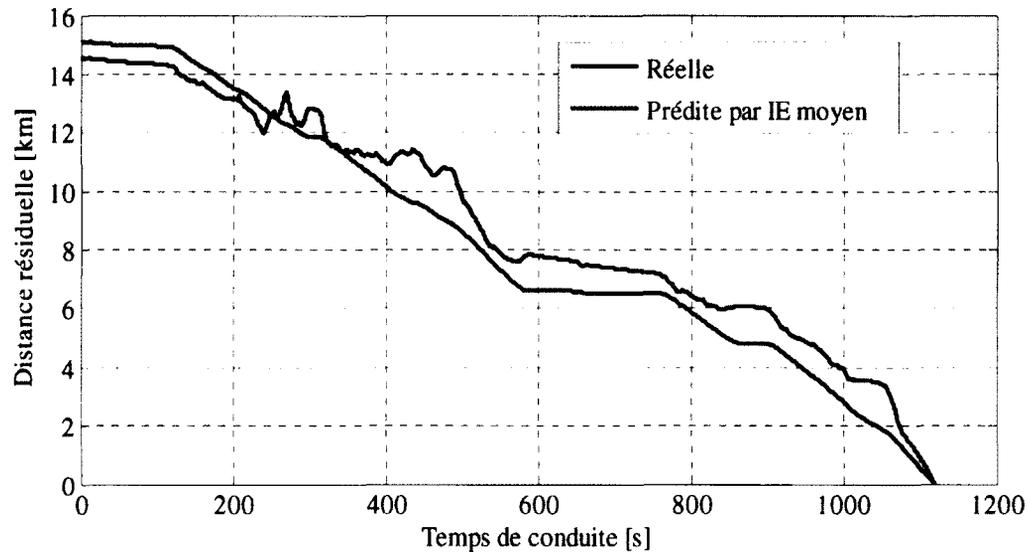


Figure 2.2 Prédiction de la distance résiduelle basée sur la méthode d'indice d'énergie moyen

Il est important de noter que l'indice d'énergie moyen est très oscillatoire en début de parcours, à cause de la faible distance parcourue. Ici, un indice d'énergie constant a été utilisé, lors des 200 premières secondes du parcours, afin d'effectuer la prédiction de la distance résiduelle. On remarque aussi que la différence entre la valeur réelle et la valeur prédite varie tout au long du trajet. Cette variation n'est pas surprenante compte tenu des nombreux facteurs influençant la distance résiduelle d'un véhicule électrique.

2.2 Facteurs influençant l'indice d'énergie

Cette section présentera les différents phénomènes influençant l'indice d'énergie et l'autonomie d'un véhicule électrique. Cette présentation s'effectuera en plusieurs parties. Tout d'abord, les phénomènes s'opposant au mouvement du véhicule seront présentés tel que la résistance aux roulements. Puis les différents éléments de la chaîne de traction seront étudiés afin de mettre en valeur leurs pertes d'énergie. La description de ces composantes sera largement détaillée afin de permettre la modélisation numérique d'un véhicule électrique et de favoriser de façon générale sa bonne compréhension. Finalement, d'autres facteurs influant sur l'autonomie d'un véhicule seront brièvement décrits.

2.2.1 Résistance aux roulements

L'étude de [36] démontre que les forces s'opposant au mouvement d'un véhicule sur une surface plane sont principalement causées par deux phénomènes distincts soit la résistance aux roulements et la traînée aérodynamique (figure 2.3). Cette résistance aux roulements représente l'ensemble des pertes mécaniques entre l'arbre de propulsion du moteur et le sol. On peut subdiviser ces pertes (résistance aux roulements) en deux parties, soit les pertes dans le système transmettant la puissance motrice du moteur jusqu'aux roues (pertes de transmission) et celles dans les pneus. Sweeting *et al.*[37] estiment les pertes de transmission de leur véhicule à 12 %. C'est également le chiffre qui sera utilisé dans le modèle de véhicule décrit dans ce mémoire.

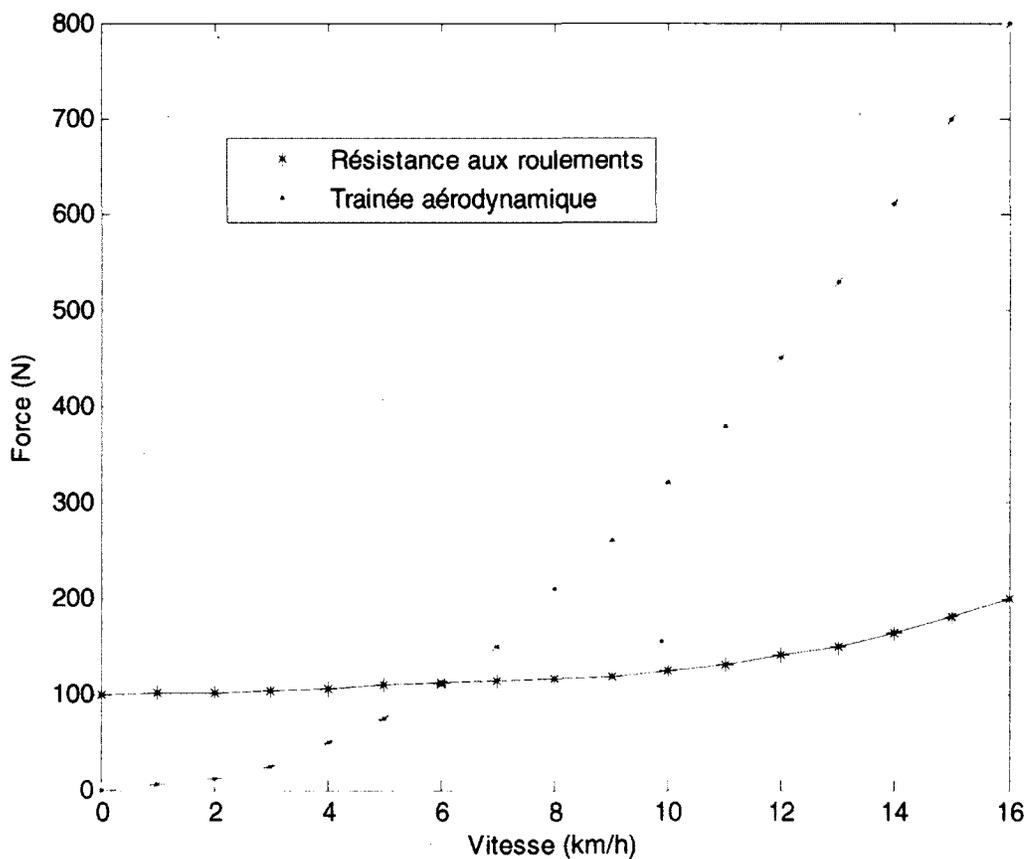


Figure 2.3 Variation de la résistance aux roulements et de la traînée aérodynamique en fonction de la vitesse pour une voiture de 900 kg, $C_D = 0,5$ [35]

Lorsqu'un véhicule se déplace, le roulement de la roue entraîne le pneumatique vers d'importantes déformations. Comme l'indique la figure 2.4, le cycle de déformation du caoutchouc suit un profil d'hystérésis. Selon [38], ce phénomène d'hystérésis est responsable de 90 – 95 % des pertes dans les pneus. La balance des pertes serait due au glissement ainsi qu'au frottement visqueux avec l'air. Cette force peut être approximée par l'équation (2.2).

$$F_r = F_g f_r \cos \alpha \quad (2.2)$$

Où

F_g : charge de la roue (N)

α : angle de la route (Degrés)

f_r : coefficient de résistance au roulement

Le coefficient de résistance au roulement dépend de plusieurs critères tels que la pression d'air dans le pneu, la dégradation du pneu, le type de surface, la température de la route ainsi que la vitesse du véhicule. Selon [39], il est possible d'estimer ce coefficient par l'équation (2.3) dans le cas général d'une voiture automobile sur une route d'asphalte.

$$f_r = 0,01 \left(1 + \frac{v}{160} \right) \times \frac{3600}{1000} \quad (2.3)$$

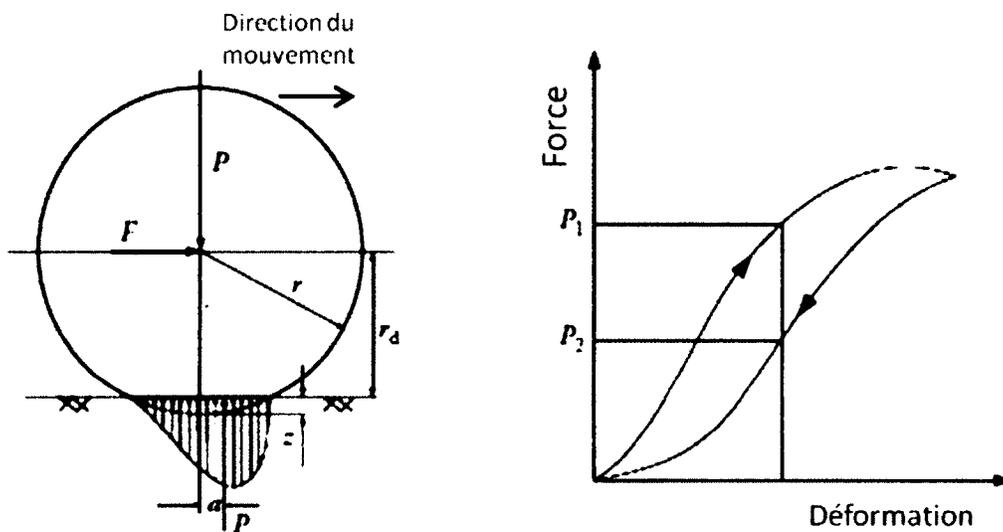


Figure 2.4 Distribution de la pression à la surface de contact d'un pneu en mouvement [38]

Il existe d'autres modèles d'ordres supérieurs, présentés par [40], permettant d'estimer le coefficient de résistance aux roulements tel que l'équation (2.4) où les variables f_{r0} , f_{r1} et f_{r2} représentent respectivement les coefficients d'ordre zéro, de premier ordre et de deuxième ordre.

$$f_r(v) = f_{r0} + f_{r1}v + f_{r2}v^2 \quad (2.4)$$

Dans le cas d'un coefficient de deuxième ordre positif, plus la vitesse du parcours sera élevée, plus la force de résistance aux roulements sera importante. Sachant que la puissance mécanique requise découle du produit de la vitesse et de la force, une augmentation de la vitesse engendrera une augmentation de la consommation d'énergie électrique.

2.2.2 Forces aérodynamiques

Les phénomènes aérodynamiques influencent directement les comportements d'un véhicule électrique notamment sa stabilité et sa consommation. Selon [39], la force de traînée est le phénomène aérodynamique le plus important relativement à la consommation d'énergie. Cette force est décrite comme étant le résultat de deux composantes : la résistance due à la forme du véhicule et la résistance due à la friction de peau. Lorsque le véhicule se déplace, il crée une zone de haute pression vers l'avant et une zone de basse pression vers l'arrière. Une force en direction opposée au mouvement résulte de cette différence de pression dont l'intensité est déterminée par la forme du véhicule. De plus, on remarque une différence de vitesse entre les molécules d'air à la surface du véhicule et celles éloignées du véhicule. La friction entre ces molécules est responsable de la deuxième composante de la traînée aérodynamique. La force de résistance aérodynamique est obtenue à partir de l'équation (2.5).

$$F_w = \frac{1}{2} \rho A_f C_D (v - v_w)^2 \quad (2.5)$$

Où

F_w : force de traînée (N)

ρ : densité de l'air (kg/m^3)

A_f : aire frontale du véhicule (m^2)

C_D : coefficient de traînée

v_w : vitesse du vent dans la direction du véhicule (m/s)

Spentzas *et al.* [40] proposent d'apporter un facteur de correction à la densité de l'air tenant compte de la température afin d'obtenir une meilleure estimation de la force de trainée. Ici, ρ_0 est la densité de l'air à 0°C soit $\rho_0 = 1,1928 \text{ kg/m}^3$ et T est la température en °C.

$$\rho = \rho_0 [273,2 / (273,2 + T)] \quad (2.6)$$

Ces mêmes auteurs [40] ont implémenté la modélisation de ces forces sur un simulateur nommé « PEV » et une étude comparant les différentes forces de résistance a été menée. Toujours selon [40], les pertes de roulement et aérodynamique sont négligeables face à la force requise pour accélérer dans une pente à forte inclinaison. Ceci pose un nouveau défi à la prédiction de la distance résiduelle puisqu'elle dépend fortement des caractéristiques géographiques de la route empruntée. La méthode de prédiction présentée au chapitre 3 répond à cette problématique en tentant tout d'abord de prédire la route à venir.

2.2.3 Pertes dans la machine électrique

La figure 2.5 illustre l'architecture de propulsion du véhicule électrique considéré. Les pertes de transmission et dans les roues ont été présentées à la section 2.2.1. Cette section fera état de pertes engendrées par la machine électrique qui auront aussi une incidence sur la distance résiduelle.

Les moteurs synchrones à aimants permanents (MSAP) seront ici considérés. Selon [41], ce type de moteur est le mieux adapté pour réduire la consommation d'essence dans les voitures hybrides électriques, en raison de sa grande densité de puissance et à son rendement élevé. Il s'agit principalement d'un moteur AC synchrone triphasé où les bobines d'excitation du rotor ont été remplacées par des aimants permanents. D'après [41], la forte densité énergétique des aimants offre l'avantage de diminuer la taille de la machine ainsi que d'obtenir une

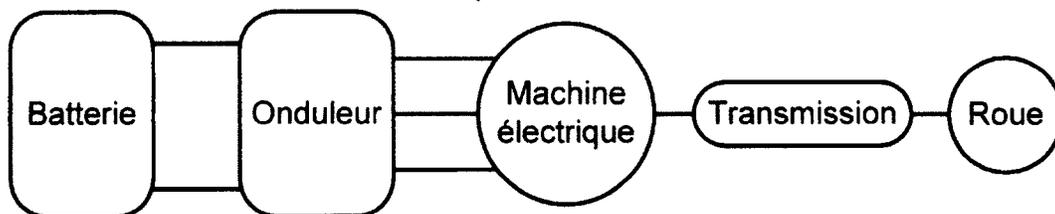


Figure 2.5 Schéma du système de propulsion

bonne efficacité moyenne sur l'ensemble de la plage de vitesse. La figure 2.6 illustre une vue en coupe d'un moteur synchrone à aimants permanents ayant douze dents au stator et cinq paires de pôles au rotor. Il existe une grande variété de topologies de machines synchrones à aimants permanents. La morphologie de la figure 2.6 est celle d'une machine à enroulements concentriques qui présente certains avantages quant à sa facilité de construction.

a) Configuration des aimants

Il existe plusieurs configurations possibles des aimants au rotor. Les aimants peuvent être apposés sur la surface du rotor ou insérés dans le rotor. Ces différentes configurations influencent la saillance du rotor ainsi que les pertes dans la machine électrique. La saillance d'un moteur électrique représente le degré de variation de réluctance lorsqu'il tourne. En d'autres termes, plus la saillance est élevée, plus l'opposition à la pénétration du champ magnétique engendrée par le courant statorique variera au cours d'une rotation. Lorsque les aimants sont apposés sur la surface du rotor métallique, le chemin magnétique que parcourt le flux sera équivalent, peu importe la position du rotor puisque la réluctance d'un aimant est semblable à celle de l'air. Il sera vu dans une section suivante qu'il est possible, en présumant cette non-saillance d'un moteur, de simplifier considérablement les équations de son modèle mathématique.

b) Équivalence électrique

Les trois phases du stator peuvent être modélisées par le schéma électrique de la figure 2.7. De par ses aimants permanents, la rotation du rotor implique un changement du flux magnétique

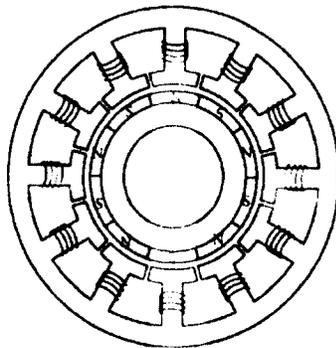


Figure 2.6 Illustration d'un moteur synchrone à aimants permanents [42]

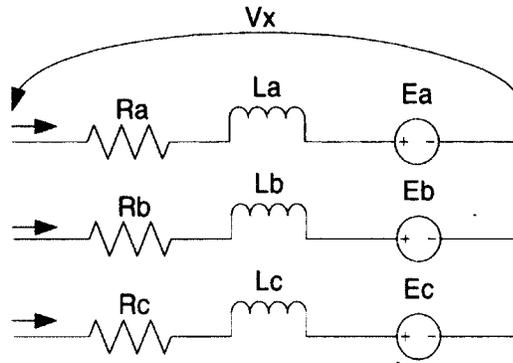


Figure 2.7 Schéma électrique équivalent d'un moteur AC synchrone triphasé

vu par le bobinage du stator. Tel que l'indique la loi de Faraday, ce changement de flux induira une tension aux bobines qui s'opposera à la tension de commande. Comme démontré dans le livre de référence [42], cette force électromotrice E peut être obtenue à partir de l'équation (2.7).

$$E = 4,44N_{ph}\phi_m f_{rot} \quad (2.7)$$

Où

N_{ph} : nombre de tours par phase

ϕ_m : amplitude du flux dans l'entrefer (Wb)

f_{rot} : fréquence de rotation (Hz)

c) Mise en équation

Afin de représenter la machine électrique dans le modèle du véhicule et dans le but de déterminer la consommation d'énergie, une technique de modélisation des MSAP, proposée par [43], a été considérée. Cette technique permet de simplifier considérablement les équations électriques, mais néglige les pertes par courants de Foucault et par hystérésis qui seront présentées ultérieurement. L'idée de base de cette modélisation est d'utiliser des transformations mathématiques afin de passer d'un repère abc global vers un repère direct – quadratique dq fixe au rotor, révolutionnant à la même vitesse angulaire que celui-ci. Ceci simplifie considérablement la mise en équation de la machine électrique. L'auteur [43] utilise donc successivement la transformée de Park et de Clarke résultant en la transformée (2.8).

$$\begin{bmatrix} S_q \\ S_d \\ S_0 \end{bmatrix} = (2/3) \begin{bmatrix} \cos \theta & \cos(\theta - 2\pi/3) & \cos(\theta + 2\pi/3) \\ \sin \theta & \sin(\theta - 2\pi/3) & \sin(\theta + 2\pi/3) \\ 0,5 & 0,5 & 0,5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S_a \\ S_b \\ S_c \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

En appliquant la transformation (2.8) aux équations électriques de base du moteur synchrone, il est possible d'obtenir la tension dans l'axe en quadrature V_q ainsi que la tension dans l'axe direct V_d à partir des équations (2.9) et (2.10), simplifiées en régime permanent.

$$V_q = R_s I_q + \omega_r L_d I_d + \omega_r \lambda_m \quad (2.9)$$

$$V_d = R_s I_d - \omega_r L_q I_q \quad (2.10)$$

Où

R_s : résistance du stator (ohm)

I_q : courant dans l'axe en quadrature (A)

I_d : courant dans l'axe direct (A)

ω_r : vitesse de rotation « électrique » (rad/s)

λ_m : couplage mutuel du flux dans l'entrefer (Vs)

À partir de ces équations, il est possible d'obtenir la puissance à l'entrée du moteur P_{in} , variable importante lors de la modélisation de cette composante, à partir de la relation (2.11).

Le facteur 3/2 provient du changement de repères effectué dans la transformée (2.8).

$$P_{in} = \frac{3}{2} \{V_q I_q + V_d I_d\} \quad (2.11)$$

Le torque électromagnétique lui aussi est une variable très importante à calculer puisque c'est le paramètre principal de contrôle du moteur. Pour ce faire, [42] détermine que la puissance à la sortie du moteur correspond aux termes incluant la vitesse de rotation dans les équations précédentes. Krishnan [42] exprime le torque T_e par l'équation (2.12).

$$T_e = \frac{3}{2} \frac{P_{in}}{2} (\lambda_m I_q + (L_d - L_q) I_q I_d) \quad (2.12)$$

On remarque que l'équation (2.12) peut être simplifiée considérablement en faisant l'hypothèse d'un moteur à pôles lisses ($L_d = L_q$). De plus, le torque appliqué aux roues dépendra uniquement du courant dans l'axe en quadrature. Le courant I_d , nécessaire lors du dé-fluxage, résultera automatiquement en pertes électriques.

d) Description des pertes

Les variations de flux dans le fer du stator impliquent trois types de pertes soit celles par hystérésis, celles par courant de Foucault et celles nommées « pertes de cuivre » qui sont décrites par [42]. Les pertes par hystérésis P_h dépendent de l'aire sous la courbe de la caractéristique $B-H$ du fer ainsi que de la fréquence d'opération. Ces pertes par unité de masse (W/kg) sont exprimées par la relation 2.13.

$$P_h = k_h \omega_s B^n \quad (2.13)$$

Où

k_h : constante de proportionnalité de la densité de perte

ω_s : fréquence de la source (rad/s)

B : densité de flux crête (T)

n : constante de Steinmetz (entre 1,5 et 2,5)

Le courant de Foucault provient de la tension induite dans le fer en présence d'un flux magnétique variant. Ces pertes dépendent de la résistance du fer et sont obtenues par l'équation (2.14) où k_e représente une nouvelle constante de proportionnalité.

$$P_e = k_e \omega_s B^2 \quad (2.14)$$

Finalement, le courant circulant dans les bobines du stator produit, lui aussi, des pertes nommées « pertes de cuivre ». La relation (2.15) est donnée par [44] où I_{RMS} représente la valeur du courant efficace appliqué à la machine électrique.

$$P_c = 3R_s I_{RMS}^2 \quad (2.15)$$

2.2.4 Pertes dans l'onduleur

Afin d'opérer le moteur triphasé, il est nécessaire de convertir la tension DC fournie par la batterie en tension AC. Pour ce faire, un onduleur triphasé est utilisé. Il est composé de trois branches contenant chacune deux *Insulated-gate bipolar transistor* (IGBT) et deux diodes antiparallèles (figure 2.8). Ces interrupteurs sont opérés par six signaux PWM distincts, inversés pour les IGBT d'une même branche et décalés de 120° entre chacune des branches.

Le principe de fonctionnement est établi à la section 2.3.3 du manuel de référence [42]. Selon [45], les pertes de l'onduleur triphasé peuvent se diviser en trois sections soit les pertes par conduction, les pertes par commutation et les pertes par recouvrement des semi-conducteurs. Afin de modéliser ces différentes pertes, le calcul analytique est favorisé face à la simulation complète du circuit puisqu'il permet de visualiser clairement l'influence de chacun des paramètres des composants. De plus, cette approche est avantageuse pour la compréhension globale du système. La figure 2.9 illustre l'importance que représente chacune des pertes. On remarque que les pertes par conduction de l'IGBT seront majoritairement responsables des pertes dans l'onduleur, et ce, pour toute la plage de courant appliqué au moteur.

Pertes en conduction

Les pertes en conduction proviennent de la chute de tension (V_{CE} pour l'IGBT et V_F pour la diode) se produisant aux bornes de ces composants lorsqu'elles laissent passer le courant. Leurs courbes caractéristiques peuvent être estimées par les équations linéaires (2.16) et (2.17).

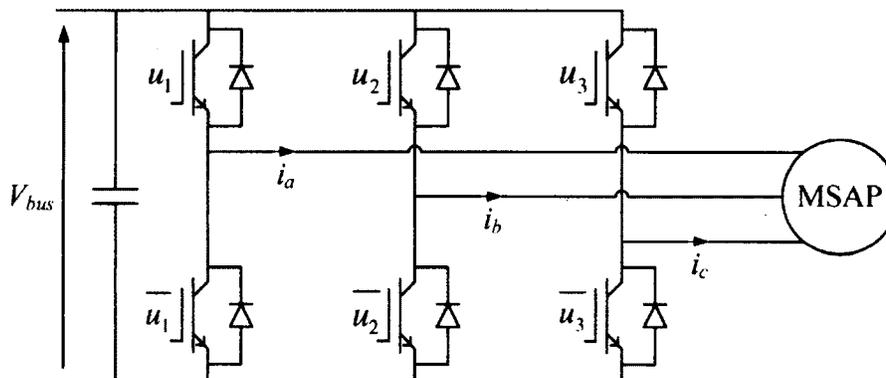


Figure 2.8 Onduleur triphasé

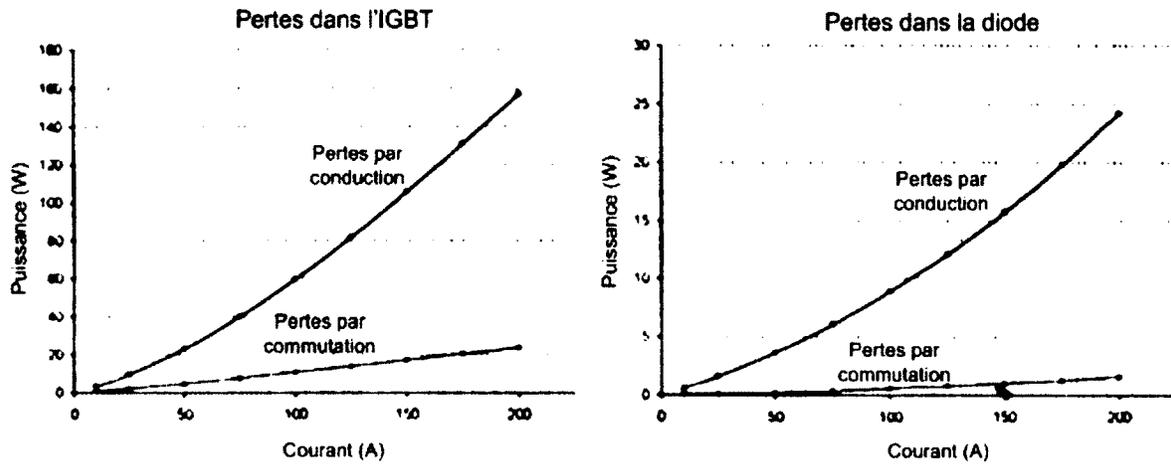


Figure 2.9 Pertes dans l'IGBT et la diode [45]

$$V_{CE} = \frac{V_{CEN} - V_{CEO}}{I_{CN}} i_c + V_{CEO} \quad (2.16)$$

$$V_F = \frac{V_{FN} - V_{FO}}{I_{CN}} i_c + V_{FO} \quad (2.17)$$

Où

V_{CEN} : tension collecteur-émetteur nominale (V)

V_{CEO} : tension collecteur-émetteur seuil (V)

V_{FN} : tension nominale directe de la diode (V)

V_{FO} : seuil de tension directe de la diode (V)

i_c : courant instantané au collecteur (A)

I_{CN} : courant nominal au collecteur (A)

Les paramètres V_{CEN} , V_{CEO} , I_{CN} , V_{FN} et V_{FO} proviennent de la fiche de spécification du fabricant lorsque la température de jonction est de 125 °C. Afin d'estimer ces pertes, Casanellas [46] assume que le courant au collecteur est de forme sinusoïdale ($i_c = I_{CM} \sin \alpha$). La tension de phase sera décalée de θ degrés par rapport à ce courant. Pour obtenir cette tension de phase désirée, le rapport cyclique δ du PWM appliqué à la grille d'un IGBT évolue selon 2.18.

$$\delta = \frac{1}{2} [1 + MF(\alpha + \theta)] \quad (2.18)$$

La variable M représente l'indice de modulation ($0 \leq M \leq 1$) et détermine la tension appliquée au bobinage du moteur. La fonction de modulation $F(\alpha)$ est choisie sinusoïdale et présente le même décalage que la tension de phase. Pour une période de découpage τ , les pertes d'énergie E_i dans l'IGBT et E_d dans la diode sont donc exprimées par 2.19 et 2.20, où $\delta\tau$ représente le temps où l'IGBT sera en conduction durant ce cycle.

$$E_i = V_{CE} i_C \delta\tau \quad (2.19)$$

$$E_d = V_F i_C (1 - \delta)\tau \quad (2.20)$$

Sachant que l'IGBT et la diode seront en fonction uniquement durant la première demi-période de la fondamentale, [46] effectue la somme de ces énergies sur cette demi-période puis divise le tout par la durée totale de la période afin d'obtenir les puissances dissipées P_i et P_d . Les équations (2.21) et (2.22) représentent respectivement les pertes en conduction dans l'IGBT et la diode où I_{CM} est le courant maximal au collecteur (A).

$$P_i = \left(\frac{1}{8} + \frac{M}{3\pi}\right) \frac{V_{CEN} - V_{CEO}}{I_{CN}} I_{CM}^2 + \left(\frac{1}{2\pi} + \frac{M}{8} \cos \theta\right) V_{CEO} I_{CM} \quad (2.21)$$

$$P_d = \left(\frac{1}{8} - \frac{M}{3\pi}\right) \frac{V_{FN} - V_{FO}}{I_{CN}} I_{CM}^2 + \left(\frac{1}{2\pi} - \frac{M}{8} \cos \theta\right) V_{FO} I_{CM} \quad (2.22)$$

Pertes en commutation

La figure 2.10, tirée de [46], illustre les formes d'ondes de la tension aux bornes de l'IGBT ainsi que le courant au collecteur lors de la commutation. On remarque que la fermeture et l'ouverture du canal ne se font pas de façon instantanée. Il y aura donc des pertes durant ces deux périodes. Casanellas [46] utilise une équation linéaire pour modéliser le courant lors de l'ouverture puis une équation du deuxième ordre lors de la fermeture. Les équations (2.23) et (2.24) permettent de trouver les temps de montée t_r et de descente t_f en fonction du courant au collecteur.

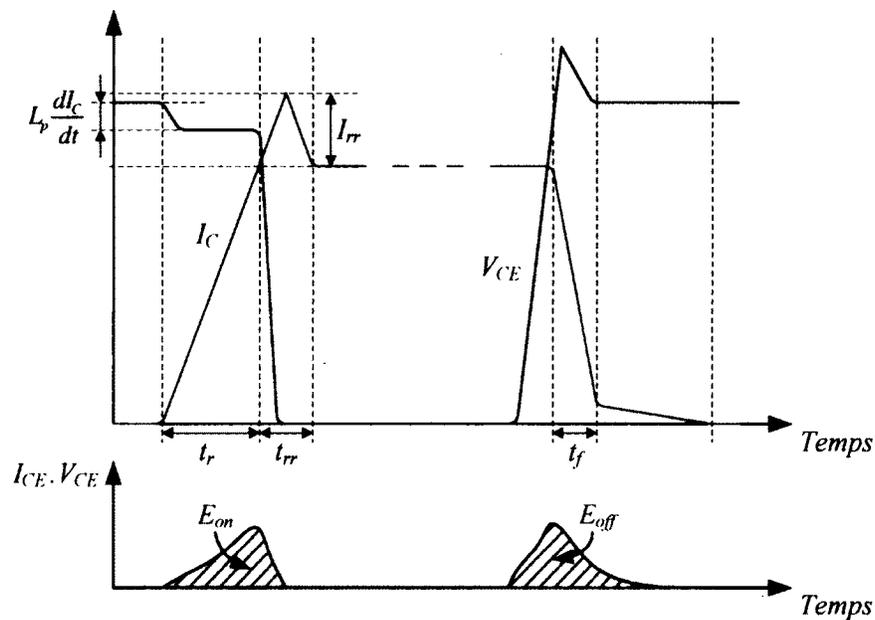


Figure 2.10 Formes d'ondes lors de la commutation d'un IGBT [46]

$$t_r = t_{rN} \frac{i_c}{I_{CN}} \quad (2.23)$$

$$t_f \approx \left(\frac{2}{3} + \frac{1}{3} \frac{i_c}{I_{CN}} \right) t_{fN} \quad (2.24)$$

Où

t_{rN} : tension collecteur-émetteur nominale (V)

t_{fN} : temps de descente nominal lors de la commutation d'un IGBT (s)

Ensuite, l'énergie dissipée à chaque cycle de commutation (E_{on} et E_{off}) peut être déterminée. Celle-ci dépend du courant donc de l'angle de α . À l'instar de la procédure suivie pour obtenir les pertes en conduction, on évalue l'énergie moyenne que dissipera un cycle de commutation d'un IGBT en intégrant E_{on} et E_{off} sur une demi-période du fondamental du courant puis en divisant par la période totale. Selon [46], les puissances dissipées P_{on} et P_{off} sont obtenues en multipliant ces énergies par la fréquence de commutation F_s . Ceci mène aux équations (2.25) et (2.26) où V_{cc} représente la tension du bus DC.

$$P_{on} = \frac{1}{8} V_{cc} t_{rN} \frac{I_{CM}^2}{I_{CN}} F_s \quad (2.25)$$

$$P_{off} = V_{cc} I_{CM} t_{fN} F_s \left(\frac{1}{3\pi} + \frac{1}{24} \frac{I_{CM}}{I_{CN}} \right) \quad (2.26)$$

Pertes par recouvrement

Finalement, on remarque sur le graphique des formes d'ondes (figure 2.10) que le courant dépasse le courant de charge durant la période t_{rr} . Ce phénomène est dû à l'opposition de la diode à l'IGBT. Lorsque celle-ci s'ouvre, les charges emmagasinées dans la diode se dissipent et produisent ainsi un courant opposé à la polarisation de la diode. Ces pertes par recouvrement P_{rr} se produisent à la fois dans la diode et dans l'IGBT. D'après [46], elles se traduisent par l'équation (2.27) où Q_{rrN} et t_{rrN} représentent la charge nominale (coulomb) et le temps de recouvrement nominal.

$$P_{rr} = F_s V_{cc} \left\{ \left[0,28 + \frac{0,38 I_{CM}}{\pi I_{CN}} + 0,015 \left(\frac{I_{CM}}{I_{CN}} \right)^2 \right] * Q_{rrN} + \left(\frac{0,8}{\pi} + 0,05 \frac{I_{CM}}{I_{CN}} \right) I_{CM} t_{rrN} \right\} \quad (2.27)$$

2.2.5 Pertes dans les batteries

La qualité des batteries propulsant un véhicule électrique influence directement son autonomie. Ces batteries regroupent 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. Parmi les différentes technologies de cellules actuellement sur le marché, [47] affirme que la technologie de cellules lithium-ion offre la plus grande densité d'énergie et une des plus grandes densités de puissance.

Il existe plusieurs formats de cellules tels que le cylindrique, le prismatique et la pochette. Ces différents formats se distinguent par leurs avantages et inconvénients. Par exemple, la pochette offre une meilleure densité d'énergie (Wh/m^3) que les autres formats, mais elle est plus sensible aux chocs. L'ouvrage de [48] offre une énumération exhaustive des nombreux paramètres permettant de comparer les types de cellules tels que la capacité (Ah), l'énergie spécifique (Wh/kg), la puissance spécifique (W/kg), l'efficacité, la vitesse d'autodécharge, la durée de vie et les besoins en chauffage et en refroidissement. L'efficacité des cellules Li-Ion est excellente en raison, en outre, de sa faible résistance interne. Cette résistance est responsable des pertes dans la cellule et varie avec l'état de charge (EDC), 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 entre 0,5 mΩ et 50 mΩ selon le format [48].

Étendue des modèles de simulation de cellules Li-Ion

Afin de connaître les pertes encourues dans la batterie lors d'un cycle de conduite, plusieurs types de modèles sont disponibles. Tirés de [49] et [50], quatre types de modèles principaux ont été identifiés puis résumés au tableau 2.1. Lors de cette recherche, le modèle électrique sera sélectionné selon le compromis qu'il offre entre la précision des résultats et la vitesse de calcul. La figure 2.11 représente une des plus simples représentations électriques possibles, proposée par [50], où U_{oc} modélise la tension en circuit ouvert, R_o la résistance interne puis C_p et R_p la réponse transitoire de la cellule. Ce réseau RC est communément nommé impédance de Warburg.

Tableau 2.1 Caractéristiques des différents modèles de batteries [49], [50]

Modèle	Caractéristiques
Empirique	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Ajustement des paramètres en fonction des données expérimentales ✓ Configuration simple ✓ Faible précision (5 – 20 % d'erreur) ✓ Valide uniquement pour des applications spécifiques
Électrochimique	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Basé sur le mécanisme de décharge ✓ Grande précision ✓ Demande beaucoup de temps de calcul ✓ Très complexe ✓ Nécessite de l'information propre à la cellule
Circuit électrique	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Représentation par source de tension, résistances et condensateurs ✓ Bonne précision (1 – 5 % d'erreur) ✓ Davantage intuitif pour les ingénieurs électriques ✓ Résoluble par simulateurs de circuits
Abstrait	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Dépend de méthodes purement mathématiques ✓ Valide uniquement pour des applications spécifiques ✓ Souvent trop abstrait, sans signification réelle

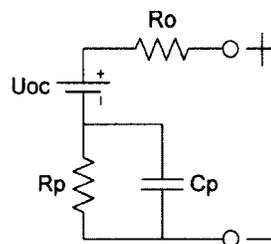


Figure 2.11 Modèle thévenin d'une cellule [50]

Modèle simplifié d'une cellule

Le circuit précédent ne tient malheureusement pas compte de l'état de charge de la cellule. Tremblay *et al.* [51] proposent un modèle simple utilisant uniquement l'EDC comme variable d'état. Ce modèle est en mesure de reproduire quatre types de batteries, dont les Li-Ion (figure 2.12).

Où

- E : tension sans charge (V)
- E_0 : tension constante de la cellule (V)
- K : tension de polarisation (V)
- Q : capacité de la cellule (Ah)
- $\int idt$: charge de la cellule (Ah)
- A : amplitude de la zone exponentielle (V)
- B : constante de temps inverse de la zone exponentielle (V)

La deuxième partie de l'expression mathématique simule l'effet non linéaire qu'ont le courant et la capacité de la cellule sur la tension de celle-ci. La dernière partie quant à elle, modélise la section de décharge exponentielle entre la pleine charge et le plateau. La procédure à suivre afin d'obtenir ces paramètres de contrôle à partir d'une courbe de décharge est clairement établie. Par contre, ce modèle se base sur l'hypothèse que la capacité de la cellule ne varie pas avec l'amplitude du courant. Il néglige aussi totalement l'effet de la température.

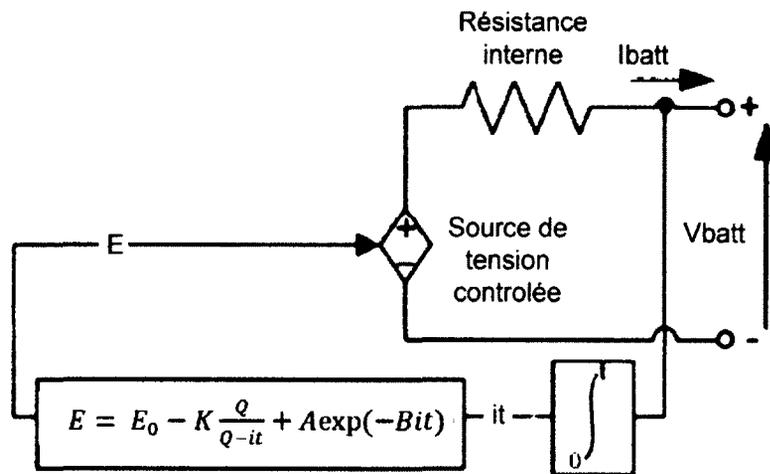


Figure 2.12 Modèle non linéaire d'une cellule [51]

Influence de la température

Le dernier modèle d'intérêt, proposé par [52], tient compte quant à lui, des effets de la température sur la charge de la cellule. Le principe du modèle repose sur les différentes courbes de décharge de la figure 2.13. Les facteurs d'une équation polynomiale de degré N sont d'abord paramétrés afin de correspondre à une courbe de référence, celle à 23 °C dans le cas échéant. À l'aide d'une courbe de décharge à température différente, il est possible d'obtenir, à partir de deux courbes de décharge à températures différentes, un facteur de température $\beta(T)$ et un correcteur de potentiel $\Delta E(T)$. Ces deux facteurs permettent d'obtenir le potentiel électrique de la cellule, la tension sans charge ainsi que l'état de décharge en fonction de la température et du temps.

2.2.6 Conditions atmosphériques

Tel que spécifié par [26], la détermination de l'autonomie de conduite représente l'un des problèmes importants concernant les véhicules électriques. Ce même article présente l'approche de DIANE, un simulateur servant à estimer cette autonomie pour différents types de voitures, batteries et profils de conduite. Combinée à ce simulateur, une technique utilisant la logique floue est proposée afin de tenir compte de l'influence du vent et du trafic sur

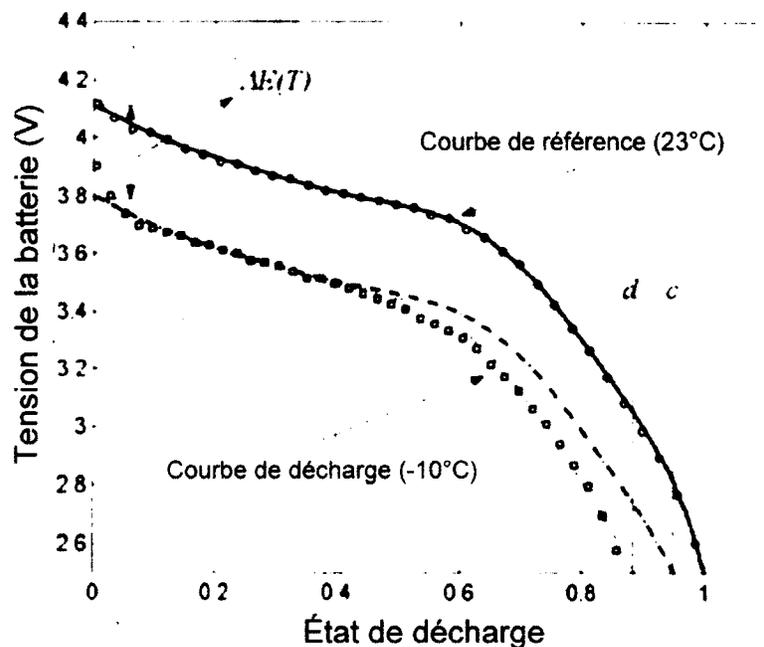


Figure 2.13 Courbes de décharge servant à obtenir le facteur de température et le terme correcteur de potentiel [52]

l'estimation de l'autonomie de conduite. Un facteur pouvant être appliqué au résultat atteint par le simulateur DIANE est obtenu en suivant la procédure de «défuzzification» élaborée.

Selon [36], le vent influence la force de trainée de deux façons différentes. Premièrement, la composante du vent dans l'axe de direction du véhicule doit être soustraite à la vitesse de celui-ci afin d'obtenir la vitesse relative du véhicule. Comme il a été vu dans la section sur l'aérodynamique, cette vitesse sera utilisée pour calculer la force de trainée. Deuxièmement, les vents de côté peuvent faire augmenter le coefficient de trainée d'un véhicule. Ce même auteur cite un exemple où des vents latéraux ayant une composante positive dans la direction du véhicule auraient comme effet d'augmenter sa force de trainée.

La température extérieure influence elle aussi l'efficacité d'un véhicule de façon directe. Par exemple, l'article de [37] propose qu'une baisse de température de 25 °C à 0 °C résulte en une augmentation de 10 % de la force de trainée. Effectivement, la baisse de température aura comme effet d'augmenter la densité de l'air ce qui augmentera la pression résultante sur le véhicule. En y ajoutant l'énergie requise pour faire fonctionner les accessoires du véhicule tels que le chauffage, ainsi que celle requise pour combattre la présence de neige sur la route, l'autonomie d'un véhicule en conditions hivernales s'en voit grandement réduite.

2.2.7 Cycle de conduite et récupération d'énergie

L'évaluation de l'autonomie est très dépendante du cycle de conduite adopté [53], [54]. Un cycle de conduite consiste en un patron de vitesse en fonction du temps suivi par un véhicule. Ce patron de vitesse influence directement les forces aérodynamiques et de résistance aux roulements. La figure 2.14 illustre l'exemple d'un cycle très populaire dans le domaine récréatif : le *World Motorcycle Test Cycle* (WMTC). Un véhicule peut être adapté parfaitement à un certain parcours et avoir des performances médiocres sur un parcours différent. Par exemple, [54] illustrent une chaîne de traction dont l'efficacité varie de 11 % entre le *Extra Urban Driving Cycle* (EUDC) et l'*American Federation Testing Cycle* (FTP) (figure 2.15). La force de traction moyenne requise lors du second cycle est supérieure à celle du premier ce qui implique, dans ce cas, une plus grande consommation d'énergie. La figure

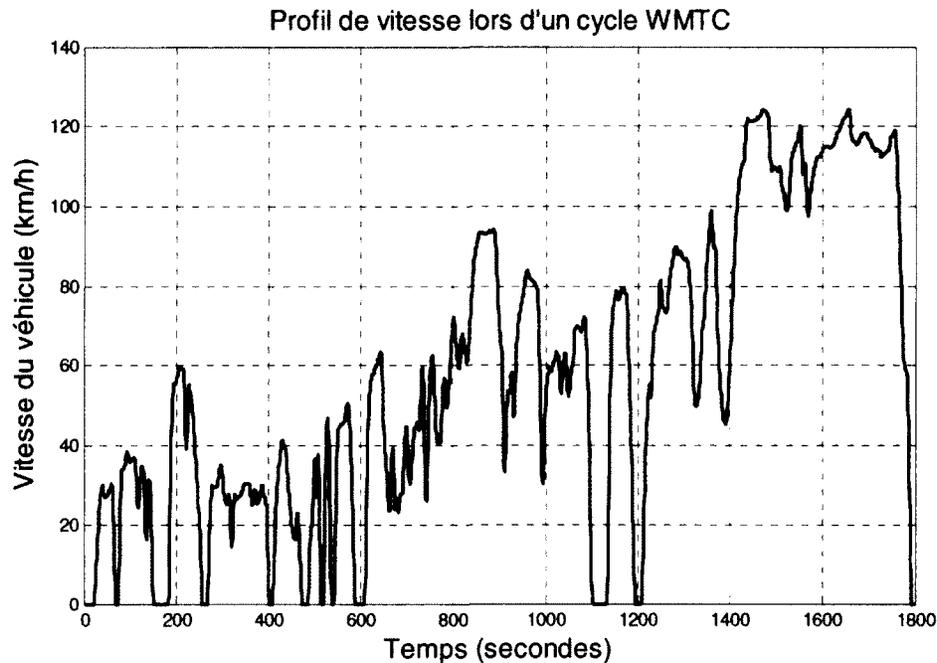


Figure 2.14 Cycle de conduite WMTC

2.15 illustre aussi l'amélioration de l'autonomie en absence de freinage sur un cycle (*CONST* signifie un cycle à vitesse constante).

L'article [55] stipule que le temps de freinage lors du cycle *Federal Urban Driving* (FUD) représente 19 % du temps total du cycle. En sachant qu'une voiture de 1500 kg accumule environ 300 kJ d'énergie cinétique en se déplaçant à 70 km/h, il est possible d'affirmer qu'une partie importante de l'énergie utilisée lors du cycle sera dissipée lors du freinage. Ce dernier

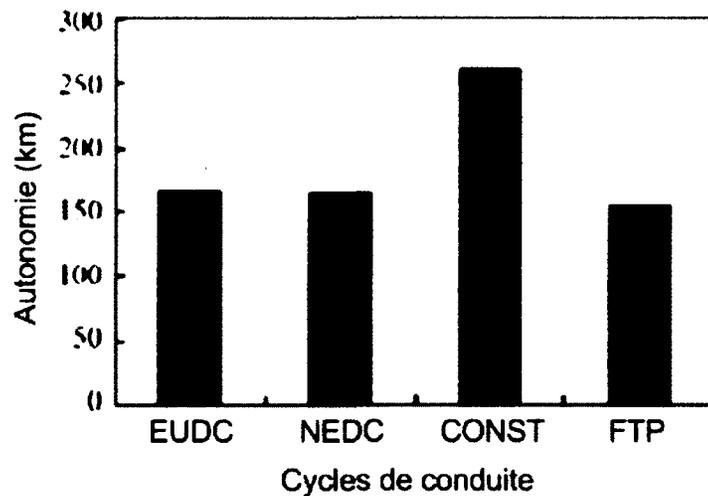


Figure 2.15 Relation entre l'autonomie et les cycles de conduite [54]

article soulève aussi les contraintes liées à la récupération d'énergie lors du freinage telles que la répartition du couple aux roues avant/arrière et la puissance maximale de récupération. Selon [37], sur un cycle de conduite favorisant la récupération d'énergie, une diminution d'environ 8 % de la consommation énergétique est réalisable avec un système de récupération d'énergie cinétique (SREC). Par contre, en raison des contraintes liées au SREC, la diminution de la masse du véhicule demeure le facteur prédominant lors de l'évaluation de la perte d'énergie au moment du freinage. Finalement, un dernier aspect intéressant de l'étude de [37] illustre l'utilisation d'un facteur multiplicatif à un cycle donné. Par exemple, en multipliant par 2,5 la vitesse lors du cycle ECE-15, cycle plus ancien à dominance urbaine, l'autonomie du véhicule s'en voit réduite de 50 % à cause des fortes accélérations jusqu'à la vitesse pointe de 125 km/h.

Afin de conclure cette section sur les facteurs influençant l'index d'énergie d'un véhicule électrique, trois cycles de conduites différents sont présentés à la figure 2.16. Le premier cycle représente vraisemblablement un parcours urbain. Le second illustre un cycle de campagne (route artérielle) tandis que le troisième cycle se trouve sur l'autoroute. Le calcul de consommation d'énergie a été effectué pour chacun de ces cycles, tenant compte des nombreux facteurs énumérés lors de cette section et en utilisant le simulateur qui sera présenté au chapitre 4. La vitesse moyenne de ces cycles ainsi que l'index d'énergie moyen résultant du calcul des pertes sont présentés au tableau 2.2.

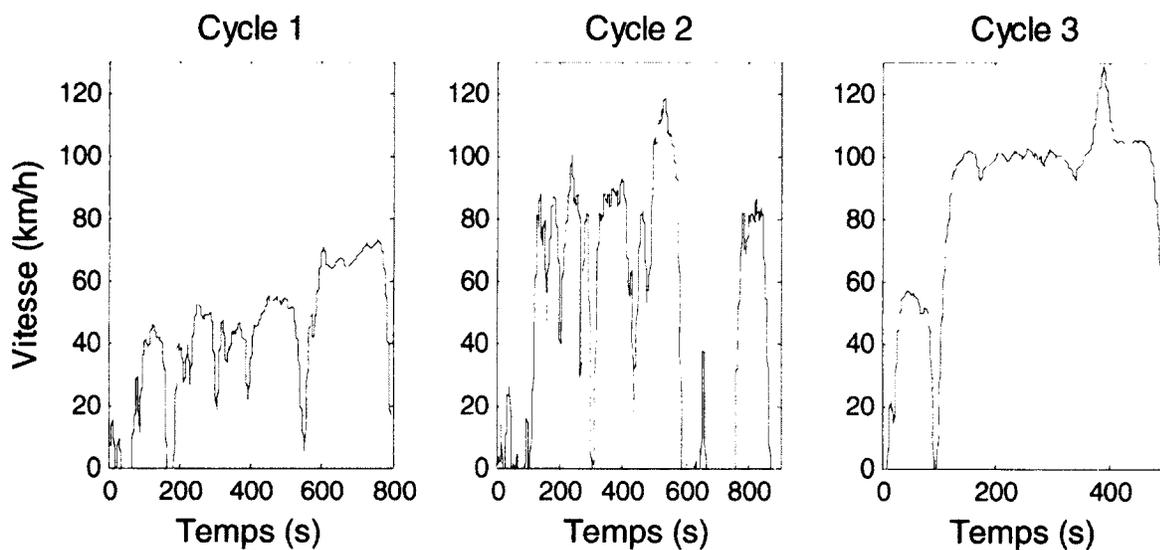


Figure 2.16 : Trois exemples de cycles de vitesse

Tableau 2.2 Vitesse moyenne et indice d'énergie moyen de chacun des cycles

Cycle	Vitesse moyenne	Indice d'énergie moyen
1	42,3 km/h	81,6 Wh/km
2	49,5 km/h	136,2 Wh/km
3	84,6 km/h	150,2 Wh/km

Pour calculer l'indice d'énergie moyen lors d'un cycle, la consommation d'énergie estimée pour l'ensemble du cycle a été divisée par la distance parcourue. Ceci revient à appliquer l'équation 2.1 sur l'ensemble du cycle où t_1 représente la durée du cycle en secondes. On remarque une différence notable entre les indices d'énergie moyens des cycles 1 et 2 malgré la faible différence de vitesse moyenne. Cette marge peut être associée aux nombreuses accélérations présentes dans le cycle 2. De façon similaire, le cycle 3 comportant peu d'accélérations résulte en un index d'énergie seulement 10 % plus élevé que celui du cycle 2 bien que sa vitesse moyenne est 71 % plus grande. Finalement, il est possible de conclure que l'allure du cycle de vitesse influence considérablement l'indice d'énergie d'un véhicule électrique.

2.3 Techniques de prédictions adoptées par l'industrie

Avant de débiter les travaux de conception d'une méthode permettant de prédire la distance résiduelle d'un véhicule électrique, il est nécessaire de prendre connaissance des plus récents développements dans ce domaine. Comme l'a souligné Eriksson [56], la littérature scientifique est plutôt limitée en ce qui a trait à la prédiction de la distance résiduelle pour véhicules routiers. Dans son mémoire, [56] fait une bonne énumération des brevets liés à la prédiction de la distance résiduelle pour un véhicule électrique. Parmi ceux-ci, la majorité de ces brevets protège différentes techniques d'affichage de la distance résiduelle. Notamment, une technique d'affichage est proposée permettant de gérer les situations où le véhicule est à l'arrêt. Cet aspect de visualisation, bien qu'intéressant, s'éloigne toutefois de l'objectif d'amélioration de la prédiction.

Parmi ces brevets, celui d'Arai *et al.* [57] concerne entre autres, un système de prédiction très fortement inspiré de la méthode par indice d'énergie moyen [35]. Ce brevet n'est pas le seul s'inspirant de cette méthode. Effectivement, l'ensemble des brevets identifiés par [56], ainsi que deux instaurés par KIA Motors Corporation et Hyundai Motor Company [58], [59],

proposent des systèmes basés sur cette même méthode où l'indice d'énergie moyen est calculé depuis le dernier plein d'énergie. Ensuite, cet indice correspondant aux trajets parcourus entre les deux derniers pleins d'énergie est conservé en mémoire. Puis ces deux indices sont combinés afin d'estimer un indice d'énergie utilisé pour la prédiction de la distance résiduelle. Bien qu'intéressante, cette méthode se base sur l'hypothèse que les trajets effectués entre les deux derniers pleins d'énergie représentent adéquatement les trajets actuels en termes de vitesse moyenne, d'accélération et de caractéristiques géographiques. Aucun système n'est proposé afin de déterminer si ces trajets antérieurs représentent vraiment le trajet en cours. Sachant que le cycle de conduite affecte grandement la distance pouvant être parcourue, cette hypothèse pourrait aussi bien mener à une prédiction erronée. Le défi réel que représente la prédiction de la distance résiduelle et la littérature limitée rattachée au sujet laissent largement la place à l'innovation.

2.4 Essai d'une technique inspirée de l'intelligence artificielle

Afin d'apporter le développement vers une stratégie permettant de prédire la distance résiduelle, une technique considérée en début de maîtrise sera présentée. Cette technique, basée sur des méthodes d'apprentissage machine, est inspirée de développements récents relatifs aux stratégies de partage de puissance entre les deux sources de propulsion d'un véhicule hybride parallèle. Ces stratégies développées dans [60] - [62], bien que conçues avec un objectif différent, offrent également un potentiel d'application dans le cadre de la prédiction de la distance résiduelle.

2.4.1 Techniques de détection du type de route

L'objectif principal d'une stratégie de partage de puissance est de minimiser la consommation de carburant d'un véhicule hybride tout en offrant des performances adéquates. Pour ce faire, les auteurs [60], [61], [62] et [63] proposent des stratégies de contrôle effectuant une classification du type de route empruntée. En reconnaissant que la route empruntée est soit une autoroute, une route artérielle ou une route locale, il est possible d'optimiser le partage de puissance entre le moteur électrique et le moteur à combustion interne. Pour effectuer cette classification, Wang *et al.* [62] extraient en premier lieu certaines caractéristiques à partir de la vitesse du véhicule, et ce, lors des dernières minutes de conduite. La vitesse maximale, le

pourcentage du temps où la vitesse se situe entre 0 et 15 km/h et la décélération moyenne sont différents exemples de caractéristiques pouvant être extraites à partir du signal vitesse-temps d'un véhicule. Une liste plus élaborée, tirée de [60], est présentée au tableau 2.3. La nature de ces caractéristiques ainsi que la durée Δw de la fenêtre de temps de laquelle elles sont extraites ont une influence directe sur les performances de classification du type de route. Pour sélectionner ces caractéristiques, certains auteurs proposent des techniques itératives afin d'obtenir des paramètres quasi optimaux [60], tandis que d'autres [61] se basent sur l'aspect statistique des caractéristiques mêmes.

Suite à l'extraction de ces caractéristiques, des classificateurs (modèles de calcul permettant d'attribuer une classe à un échantillon selon des données statistiques) sont utilisés afin de déterminer le type de route actuel. Ce type de route est sélectionné parmi les onze cycles de base proposés par le rapport de Sierra Research Inc. [64]. Certains auteurs ont développé différents algorithmes de classification démontrant qu'il est effectivement possible de déterminer le type de route actuel à partir de la vitesse d'un véhicule [61], [65]. La connaissance de ce type de route est pertinente puisqu'elle peut mener à une diminution de la consommation d'énergie d'un véhicule hybride. En maintenant l'objectif d'amélioration de la prédiction de la distance résiduelle, il devient souhaitable de connaître le type de route actuel puisqu'il influence considérablement la consommation d'un véhicule électrique [53], [54].

Tableau 2.3 Caractéristiques sélectionnées par [60]

Caractéristiques sélectionnées
Distance du parcours
Vitesse maximale
Accélération maximale
Décélération maximale
Vitesse moyenne
Accélération moyenne
Écart type de l'accélération
Décélération moyenne
% de temps dans l'intervalle de vitesse 0-15 km/h
% de temps dans l'intervalle de vitesse 15-35 km/h
% de temps dans l'intervalle de vitesse >110 km/h
% de temps dans l'intervalle de décélération 10-2,5 m/s
% de temps dans l'intervalle de décélération 2,5-1,5 m/s

2.4.2 Prédiction de la distance résiduelle en fonction du type de route

Il est ici proposé d'adapter cette classification de condition de conduite à la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Cette technique sera décrite de façon succincte dans le reste de ce chapitre. Il a effectivement été choisi d'investir plus d'efforts sur la méthode « gauche-droite » des chapitres suivants présentant une précision augmentée de la prédiction. Il est important de noter que le cœur de ce mémoire est la méthode gauche-droite et qu'ici une brève parenthèse est ouverte.

L'idée d'effectuer une prédiction quant à la distance résiduelle en utilisant la classification de condition de conduite, réside en la génération d'une séquence de consommation d'énergie à l'aide d'une chaîne de Markov cachée. Le principe est illustré à la figure 2.17 et la stratégie peut être décrite comme suit. Premièrement, les onze cycles de base définis par [64] ont été obtenus et les caractéristiques du tableau 2.3 en ont été extraites. Plusieurs fenêtres ont été nécessaires afin de couvrir chaque cycle et offrent par le fait même de nombreux échantillons de caractéristiques par cycle. La figure 2.18 illustre un exemple de fenêtre extraite à partir d'un exemple de route artérielle ayant un faible niveau de trafic. Ce cycle de route artérielle typique, nommé ART_LOS_AB où LOS_AB représente un niveau de trafique (*level of service*) faible, a été introduit dans [64]. À partir de ces données, un réseau de neurones a été entraîné en utilisant la boîte à outils Matlab afin de classifier ces cycles. L'entraînement supervisé a été effectué en utilisant la technique de rétropropagation du gradient. Les résultats produits ont été similaires à ceux obtenus par [61], avec un taux de classification variant entre 80 et 90 % selon les paramètres d'entraînement et d'essais.

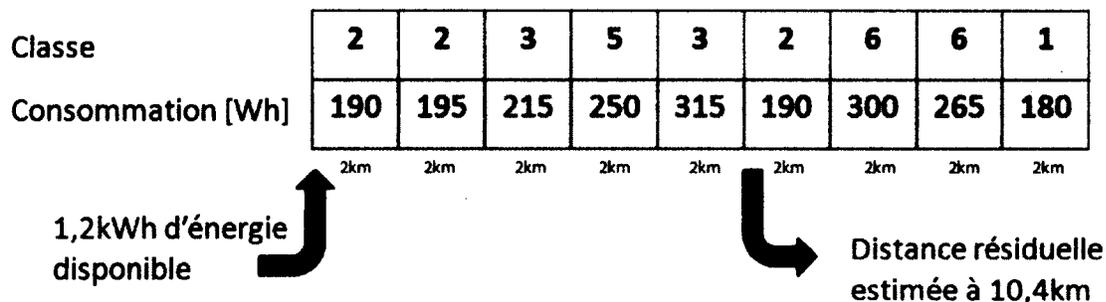


Figure 2.17 Exemple de séquence de consommation d'énergie pouvant être générée par la chaîne de Markov cachée

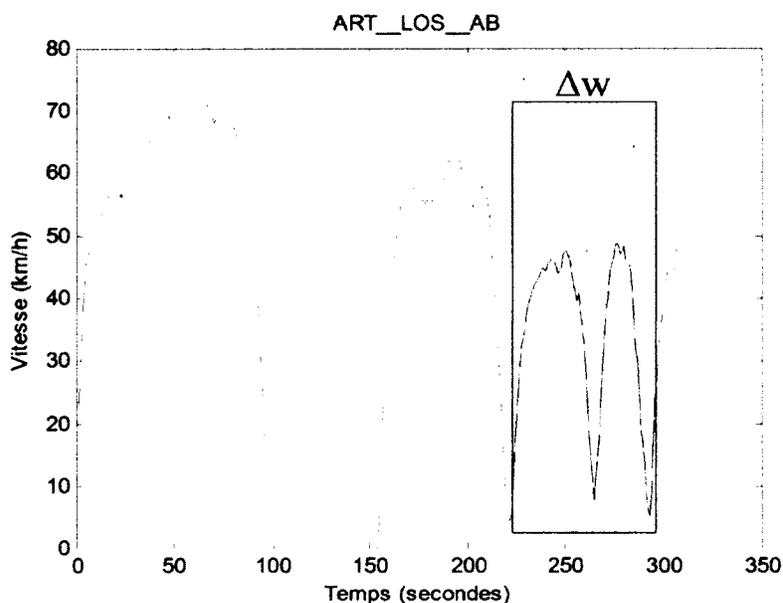


Figure 2.18 Extraction de caractéristiques à partir du cycle ART_LOS_AB

Sachant qu'il était possible de reconnaître de façon concluante le type de route présent, il a été proposé d'utiliser cette information pour prédire le type de route à venir. À cette fin, plusieurs milliers d'échantillons de caractéristiques ont été extraits à partir d'une banque de données de conduite présentée au chapitre 4 [66]. Chacun de ces échantillons a été extrait sur une distance fixe de 2 km puisque des essais initiaux effectués lors de la maîtrise ont démontré qu'il était favorable d'utiliser des échantillons de distance fixe par rapport à des échantillons de durée fixe. Ensuite, le réseau de neurones préalablement entraîné a été utilisé afin d'associer une classe ou un type de route à chacun de ces échantillons. De plus, la consommation d'énergie a été évaluée pour chacun des échantillons, en utilisant un modèle de véhicule qui sera lui aussi décrit au chapitre 4. L'utilisation d'une chaîne de Markov cachée (HMM) a permis de modéliser, à partir des milliers d'échantillons obtenus, les probabilités de transitions entre chacun des types de routes ainsi que la consommation d'énergie associée. En effet, ce modèle s'adapte particulièrement bien aux problèmes de prédiction et de reconnaissance de formes temporelles [67]. La classe, soit le type de route parmi les onze définis par [64], a été sélectionnée comme variable cachée du modèle tandis que la consommation d'énergie associée à cet échantillon de 2 km représentait la variable observable.

En somme, le réseau de neurones de type *feedforward* permettait de déterminer le type de route empruntée avec une précision d'environ 90 %. À partir de cet état, la chaîne de Markov

cachée pouvait générer une séquence de types de route futurs accompagnée d'un estimé de la consommation d'énergie associée. Il est possible de traduire de façon directe cette séquence de consommation en une prédiction de la distance résiduelle (figure 2.17). Malheureusement, les résultats de prédictions obtenus par cette méthode n'étaient pas plus probants que ceux atteints en utilisant un indice d'énergie moyen et ce, malgré le niveau de complexité rajouté. Il a été choisi de retenir d'autres options qui ont mené au développement de la méthode de prédiction innovatrice présentée au chapitre 3.

2.5 Conclusion

À travers ce chapitre a été présenté le concept d'indice d'énergie qui est directement lié à la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Les différents facteurs influençant cet indice d'énergie ont été énumérés et l'emphase a été mise sur la modélisation de la chaîne de traction électrique. Ceci a été effectué dans l'optique de concevoir un simulateur de véhicule électrique qui sera présenté au chapitre 4. Il serait possible d'adapter cette classification de condition de conduite. Puisque la littérature scientifique est plutôt rarissime quand à la prédiction de la distance résiduelle, il a été choisit de présenter les solutions adoptées par l'industrie. Finalement, une technique se basant sur la reconnaissance du type de route a brièvement été présentée tout en soulignant que l'emphase de ce mémoire sera mise sur la méthode de prédiction « gauche-droite » qui sera détaillée au chapitre suivant.

CHAPITRE 3

Méthode de prédiction « Gauche-Droite »

Tel que décrit dans le chapitre précédent, le défi lié à la prédiction de la distance résiduelle réside tout d'abord dans la prédiction juste de l'indice d'énergie futur. Avec cette information, il est possible d'obtenir la distance résiduelle à partir de la relation décrite à la figure 2.1. Une première technique permettant de réaliser une prédiction de l'indice d'énergie futur a été présentée. Il s'agit de la méthode avec « indice d'énergie moyen » décrite à la section 2.1 dont les lacunes ont également été discutées dans cette section. Une brève discussion a été réalisée à la section 2.4 dans le but d'évaluer l'utilisation de méthodes liées à l'intelligence artificielle. Toutefois, il apparaît qu'aucune de ces techniques n'apporte de solution adéquate au problème de la prédiction de la distance résiduelle.

Le présent chapitre présentera la méthode « gauche-droite », une technique originale permettant de prédire la distance résiduelle et développée lors des travaux de recherches ayant mené à la rédaction de ce mémoire. Cette stratégie novatrice a notamment été présentée à la Conférence de Véhicules Électriques à Montréal en 2012 puis au 13^{ième} Symposium International de Stuttgart en 2013 [68], [69]. Les objectifs de cette nouvelle stratégie seront d'abord présentés suivis d'une description détaillée de la méthode. Finalement quelques commentaires seront apportés quant son utilisation.

3.1 Justification d'une nouvelle méthode de prédiction

La technique avec indice d'énergie moyen est une bonne première approximation de la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Par contre, il existe certaines situations où elle n'offre pas une performance intéressante. L'indice d'énergie initial pourrait ne pas être un bon indicateur lors d'un parcours où la consommation initiale d'énergie ne reflète pas nécessairement la consommation d'énergie à venir. Prenons l'exemple d'un parcours débutant avec le profil de vitesse du premier cycle de la figure 2.16 et se terminant avec l'allure du troisième cycle de cette même figure. Puisque l'indice d'énergie moyen depuis le début du parcours, soit 81,6 Wh/km selon le tableau 2.2, est considéré constant pour l'ensemble du

parcours à venir, ceci refléterait une prédiction erronée de l'indice d'énergie en fin de parcours qui est plutôt de 150,2 Wh/km. Selon [53], ces changements dans le type de route et le cycle de vitesse ont un impact significatif sur l'indice d'énergie.

En prenant le cas du cycle de vitesse WMTC (*World Motorcycle Test Cycle*) illustré à la figure 2.14, il est possible de noter que la moyenne mobile de la vitesse du cycle croît avec le temps. Sachant que la force de trainée aérodynamique, principale force s'opposant au mouvement d'un véhicule, augmente elle aussi avec la vitesse au carré (équation 2.5), on peut envisager que l'indice d'énergie devrait donc, lui aussi, adopter une forme croissante sur ce cycle. Donc, lorsqu'un véhicule aura parcouru le tiers de ce trajet dans un style de conduite urbain, la méthode avec indice d'énergie moyen prévoira ce même style de conduite pour le reste du parcours. Il est important ici de noter que l'ensemble du parcours à effectuer n'est pas connu a priori. Ainsi, la distance résiduelle d'un véhicule ayant franchi le tiers du cycle WMTC de la figure 2.14 et qui utilise la prédiction selon l'indice d'énergie moyen est établie à partir des événements passés uniquement. Ceci résulte en la prédiction trop optimiste, ayant un biais d'environ 10% avec la valeur réelle et illustrée à la figure 3.1, puisque le cycle à venir est plutôt du type grand-route et même autoroute. Cette simulation a été effectuée pour un véhicule électrique ayant un coefficient aérodynamique de 0,65, une surface frontale de 1,21 m² et une masse de 524 kg.

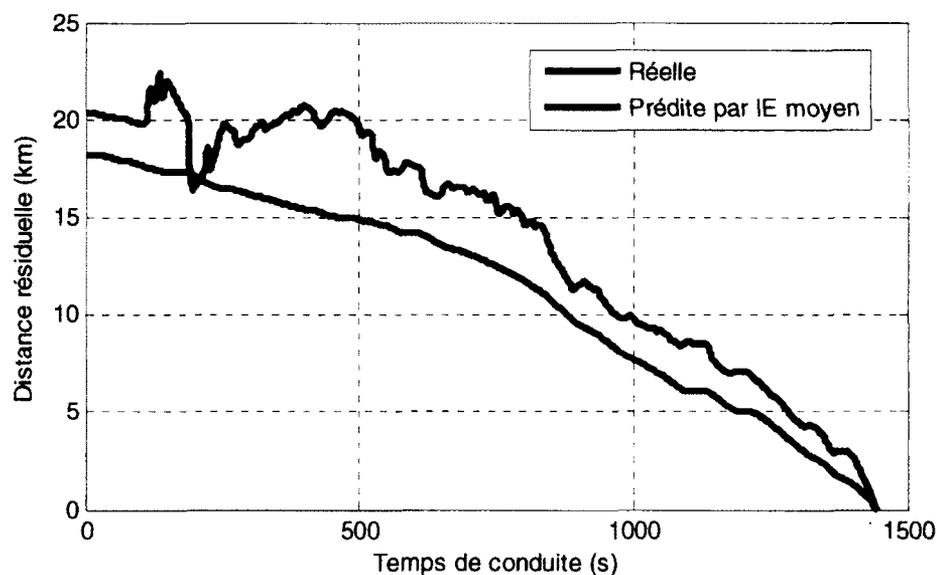


Figure 3.1 Prédiction de la distance résiduelle sur un cycle WMTC basée sur la méthode d'indice d'énergie moyen

Ainsi, la méthode de l'indice d'énergie moyen n'utilise uniquement que l'historique de conduite de l'utilisateur depuis le début du présent parcours. Il peut effectivement se trouver de l'information importante dans les parcours antérieurs d'un utilisateur. Par exemple, bien que l'utilisateur se trouve actuellement en milieu urbain, s'il a l'habitude de conduire la majeure partie de son temps sur l'autoroute, il est probable qu'il soit, au moment de l'extraction des données, en direction d'une autoroute. Connaissant cette information, il serait alors possible d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle. Lors de ce mémoire, l'hypothèse qu'un système de positionnement global ne peut être utilisé sera faite, rendant donc l'obtention de cette information non triviale. C'est précisément sur la création, la mise en forme, la catégorisation de cet historique passé, ainsi que sur la reconnaissance d'un patron de conduite en relation aux patrons de conduite passés que porteront les idées présentées dans le reste de ce mémoire.

3.2 Objectifs de la nouvelle stratégie de prédiction

L'objectif principal de la nouvelle stratégie sera donc de fournir une estimation de distance résiduelle plus précise que celle fournie par la méthode avec indice d'énergie moyen, lorsque cela est possible. Par ailleurs, on utilisera l'indice d'énergie moyen afin de quantifier la précision de la méthode « gauche-droite » élaborée lors de ce chapitre. Un second objectif visé dans le développement de cette nouvelle stratégie est son implémentation aisée sur tout véhicule, quel qu'il soit, sans nécessiter un ajout important de matériel. Ce critère écarte l'utilisation d'accéléromètres, de gyroscopes et de système de positionnement global qui ne sont pas disponibles sur tous les véhicules. Le troisième objectif visé est l'autonomie d'apprentissage du véhicule afin de que celui-ci puisse effectuer lui-même une prédiction, sans que le conducteur n'ait à entrer sa destination. Cette tâche pourrait se révéler monotone pour certains utilisateurs empruntant fréquemment les mêmes parcours. Les prochaines sections démontreront que la technique remplit ces trois objectifs sur des trajets fréquents, ce qui est l'apanage d'une très grande proportion des trajets.

3.3 Fondements de la méthode

Comme l'a défini Steve Jobs : « La créativité consiste à lier les idées entre elles », toute innovation provient du rassemblement de deux ou plusieurs idées. La méthode de prédiction

de distance résiduelle qui sera présentée ultérieurement ne contredit pas cette règle. Elle s'inspire de deux aspects importants : les trajets fréquemment empruntés ainsi que les manœuvres de conduite. Ces deux éléments seront d'abord présentés, puis combinés de façon originale afin de développer une plateforme permettant de remplir l'objectif principal de ce mémoire : offrir, aux utilisateurs de véhicules électriques, une prédiction précise de la distance qu'il leur sera possible de parcourir avec l'énergie résiduelle.

3.3.1 Fréquence des parcours

La recherche de Froehlich *et al.* [70] avait comme but de définir un système de prédiction de trajet permettant de définir à l'avance la destination du conducteur et/ou le trajet à parcourir pour atteindre cette destination. Cet aspect est, selon les auteurs [70], « la pièce manquante dans plusieurs idées proposées pour les véhicules intelligents ». Afin de concevoir un tel système, ils ont tout d'abord évalué le comportement de conducteurs dans la vie de tous les jours. Ils ont donc étudié un échantillon de plus de 250 conducteurs, chacun muni d'un véhicule équipé d'un système GPS permettant d'enregistrer leurs parcours. À partir des données GPS recueillies lors de cette expérimentation, des centaines de parcours distincts ont été identifiés : la majorité d'entre eux ont été effectués à plusieurs reprises. Plus précisément, les auteurs [70] ont remarqué qu'après la 20^{ième} journée d'observation d'un individu, plus de 50% des parcours représentaient des répétitions ce qui démontre que la plus grande partie des parcours automobiles effectués correspondent à des trajets fréquemment empruntés. En effet, des trajets tels que « aller du domicile au lieu d'emploi » et « aller à l'épicerie à partir du travail » sont souvent répétés dans la vie quotidienne. Il existe donc beaucoup d'informations pertinentes dans les parcours antérieurs d'un conducteur. De ce fait, il est jugé pertinent de baser la stratégie de prédiction de la distance résiduelle sur une plateforme permettant tout d'abord de prédire le parcours à venir.

Il existe déjà quelques articles sur la prédiction du trajet se basant sur un système GPS [71], [72]. Pour la recherche actuelle, un des objectifs était d'évaluer si un véhicule était capable d'une bonne précision lors du calcul de la distance résiduelle, et ce, sans recevoir d'information extérieure. Est-ce que le véhicule peut prédire le trajet futur par lui-même, sans se baser sur un GPS? L'idée-clé permettant d'effectuer cette prédiction de trajet, toujours en

conservant l'objectif principal d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle, est inspirée d'un aspect des systèmes avancés d'assistance au conducteur introduit dans la section 3.3.2.

3.3.2 Détection de manœuvres de conduite

Les systèmes avancés d'assistance à la conduite permettent de prévenir les accidents avec les véhicules, bâtiments ou piétons environnants. Certains de ces systèmes sont aussi en mesure de limiter les dommages lors d'une collision en effectuant des opérations sécuritaires telles que serrer les ceintures de sécurité et fermer les fenêtres. Pour ce faire, la plupart des systèmes avancés tentent d'identifier les manœuvres effectuées par le conducteur pouvant être une source d'accident. Par exemple, le dépassement d'une voiture pourrait se révéler dangereux si la vérification de l'angle mort n'a pas été effectuée au préalable. D'autres types de manœuvres peuvent être des virages à gauche ou à droite à une intersection, une sortie sur une bretelle d'autoroute ou tout simplement un arrêt. Une recherche issue de Daimler AG [73], pionnier dans les systèmes de sécurité avec notamment l'intégration du coussin gonflable, de la ceinture de sécurité et du système de freinage anti bloquant, a permis de définir une méthode afin d'identifier ces différentes manœuvres. Cette technique, implémentant la logique floue, rejoint le second objectif de notre étude, en ce qu'elle utilise uniquement les données internes au véhicule telles que l'angle de braquage du volant et la vitesse du véhicule. Ceci est intéressant et reflète un des critères choisis pour la conception de l'algorithme de prédiction : la possibilité d'implémentation sur tous les véhicules.

Les différentes techniques existantes permettant l'identification de manœuvres se basent sur la prémisse que chaque manœuvre peut être décomposée en sous-manœuvres de base. Par exemple, la manœuvre « dépassement d'un véhicule » peut être définie par la suite des manœuvres « approche du véhicule à dépasser », « changement de voie à gauche », « dépassement » et finalement « changement de voie à droite ». Les chaînes de Markov cachées sont fréquemment utilisées afin de modéliser les probabilités de transition entre chaque manœuvre [73].

Les prochaines sections démontreront de quelle manière il est possible d'appliquer ces techniques de reconnaissance d'événements afin de modéliser les parcours fréquemment empruntés, le tout dans le but d'effectuer une prédiction précise quant à la distance résiduelle d'un véhicule électrique. La preuve sera faite de la possibilité de caractériser les parcours en

termes des différentes manœuvres les composant et que l'information pertinente à la prédiction du trajet futur aussi bien qu'à la prédiction de la distance résiduelle peut être conservée de la sorte.

3.4 Routes, trajets, parcours et manœuvres

Avant d'entreprendre la description de la méthode de prédiction de distance résiduelle et dans le but de faciliter la lecture de la suite du document, il est pertinent d'établir quelques définitions accompagnant certains termes fréquemment utilisés au cours de ce mémoire.

Route

Le terme *route* conservera la définition originelle donnée par le dictionnaire Larousse soit une « voie de communication terrestre carrossable ». On peut distinguer les routes par leur nom (route 132, autoroute 20, rue Saint-Denis.)

Trajet

Les définitions officielles des termes *parcours* et *trajet* sont très similaires, mais une distinction importante sera effectuée dans ce travail. Un trajet sera défini comme une suite de routes fréquemment répétée. Par exemple, le trajet menant du domicile au lieu d'emploi est fréquent, tout comme celui allant du travail à l'épicerie. Tels qu'illustrés à la section 3.3.1, ces trajets constituent la majorité de nos déplacements quotidiens.

Parcours

Un parcours sera défini par l'itinéraire suivi *depuis la mise en marche* du véhicule jusqu'à l'instant présent. Il est donc possible et même fréquent, d'effectuer plusieurs fois le même parcours. Autrement dit, si le parcours actuel correspond à un parcours antérieur, il s'agit alors d'un trajet fréquent. Une distinction importante sera faite entre le parcours actuel et les parcours antérieurs.

Manœuvre

Tel qu'indiqué précédemment, il existe plusieurs types de manœuvre de conduite tels qu'un dépassement ou un arrêt. Une manœuvre peut être caractérisée par des éléments de base tels qu'une accélération ou un changement d'angle de braquage.

Virage

Le virage fait partie des différents types de manœuvre et représente un changement d'orientation. Dans la majorité des cas, on admet un changement de route lors d'un virage. Les virages à gauche et à droite sont des manœuvres très importantes pour la méthode de prédiction proposée.

Courbe

Une courbe représente un changement d'orientation sur une même route. En effet, une route n'est pas nécessairement linéaire; la stratégie devra en tenir compte.

Tronçon

Il est possible de représenter un parcours par une série de tronçons, entrecoupés par des changements de routes. Lorsqu'un virage est effectué pour prendre une nouvelle route, il délimite deux tronçons.

À titre d'exemple, ces différents termes sont illustrés à la figure 3.2. Il est possible d'y distinguer :

1. Un trajet, en bleu et rouge : « *du parc Lucien-Blanchard au parc Jacques-Cartier* ».
2. Un parcours, en bleu : *le véhicule est actuellement aux deux tiers du trajet.*
3. Des routes : *les rues Cabana, Galt-Ouest et Jacques-Cartier.*
4. Des manœuvres : *deux virages à droite.*
5. Une courbe : *dans le parc Jacques-Cartier.*
6. Un tronçon : *entre les deux virages décrits précédemment.*

3.5 Description générale de la méthode gauche-droite

Pour résumer brièvement ce qui a été défini jusqu'à présent, la prédiction de la distance résiduelle est tout d'abord un problème de prédiction de l'indice d'énergie futur. Cet indice d'énergie dépend fortement du type de route à venir. Sachant que la majorité des parcours sont sur des trajets fréquents, la meilleure prédiction de la distance résiduelle est celle qui fait l'hypothèse que le parcours effectué se situe sur un de ces trajets que le conducteur a

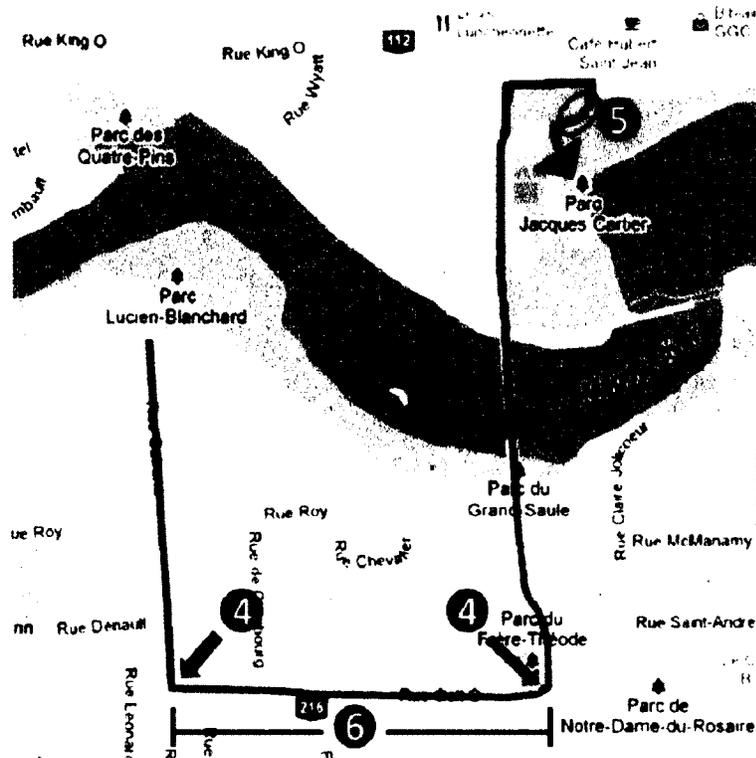


Figure 3.2: Démonstration d'un parcours

l'habitude d'emprunter. On pourra alors estimer la consommation future d'énergie, à partir des parcours antécédents sur ce même trajet. Comment peut-on identifier le parcours actuel sans utiliser un système de positionnement global? La solution est inspirée du travail en systèmes avancés d'assistance au conducteur où la reconnaissance des manœuvres de conduite est utilisée afin de prédire les collisions (section 3.3.2).

L'idée de base de la méthode « gauche-droite » présentée en détail à la section 3.3.3, est d'identifier un nombre restreint de manœuvres de conduite significatives, soit les virages à gauche et à droite, au cours du parcours. Ceci permet de réduire les données de conduite, tout en conservant l'information pertinente. La preuve sera faite qu'il est possible de comprimer une majeure partie de l'information d'un parcours sous la forme d'une série de tronçons, en identifiant uniquement deux types de manœuvres. Autrement dit, en enregistrant la distance entre chacune de ces manœuvres, il est possible de modéliser les parcours par une suite d'événements et de tronçons. Par exemple, un parcours pourrait être modélisé par la chaîne suivante :

450 m → Virage à gauche → 1200 m → Virage à droite → 300 m → etc.

Puisque la distance de chaque tronçon est connue, il est possible de déterminer si la série de tronçons en cours d'utilisation correspond à une série antérieure de tronçons. En détenant cette information, il devient réalisable de comparer le parcours actuel à des parcours antérieurs et ainsi d'associer le parcours actuel à une signature d'un trajet passé. La définition d'un trajet pourrait donc aussi bien s'exprimer par :

« Parcours où la série de manœuvres impliquées, ainsi que la distance de chaque tronçon entre ces manœuvres correspondent avec celles d'un parcours antérieur. »

Dans le cas présent, puisque l'objectif est de prédire la distance résiduelle, si l'on effectue d'abord une prédiction sur l'indice d'énergie futur, une autre variable doit être enregistrée : la consommation d'énergie sur un tronçon donné. De cette manière, lorsque la suite de tronçons à venir sera connue, il y aura de l'information pertinente quant à la consommation d'énergie à venir, bien que les patrons de vitesse ne soient pas toujours équivalents. La section 3.6 fera état des algorithmes mis en place afin d'implémenter cette méthode permettant une amélioration de la prédiction relativement à la méthode avec indice d'énergie moyen et ce, en tenant compte des données des parcours antérieurs. Comme on le verra, un véhicule électrique dispose déjà des capteurs permettant de mesurer l'énergie électrique dépensée.

3.6 Description détaillée de la méthode gauche-droite

La présente section présentera les détails de la méthode gauche-droite. Le niveau de précision qu'elle permet d'obtenir sera quantifié à partir des essais présentés au chapitre 4. L'architecture de la méthode gauche-droite peut être divisée en quatre parties distinctes :

1. Identifier les manœuvres de conduite dans le parcours actuel.
2. Enregistrer ces événements, soit le type de manœuvre ainsi que la distance parcourue et la consommation d'énergie entre chacun.
3. Vérifier la corrélation avec les parcours précédents.
4. Estimer un indice d'énergie futur en fonction de l'avenir des parcours antérieurs.

Il est aussi possible d'observer le fonctionnement de cette méthode à partir du schéma-bloc haut niveau de la figure 3.3. La pertinence de certaines variables, telles que l'état de charge, la puissance du bus ainsi que l'historique de parcours, sera mise en évidence dans les prochaines sous-sections qui illustrent les détails du fonctionnement de cette stratégie.

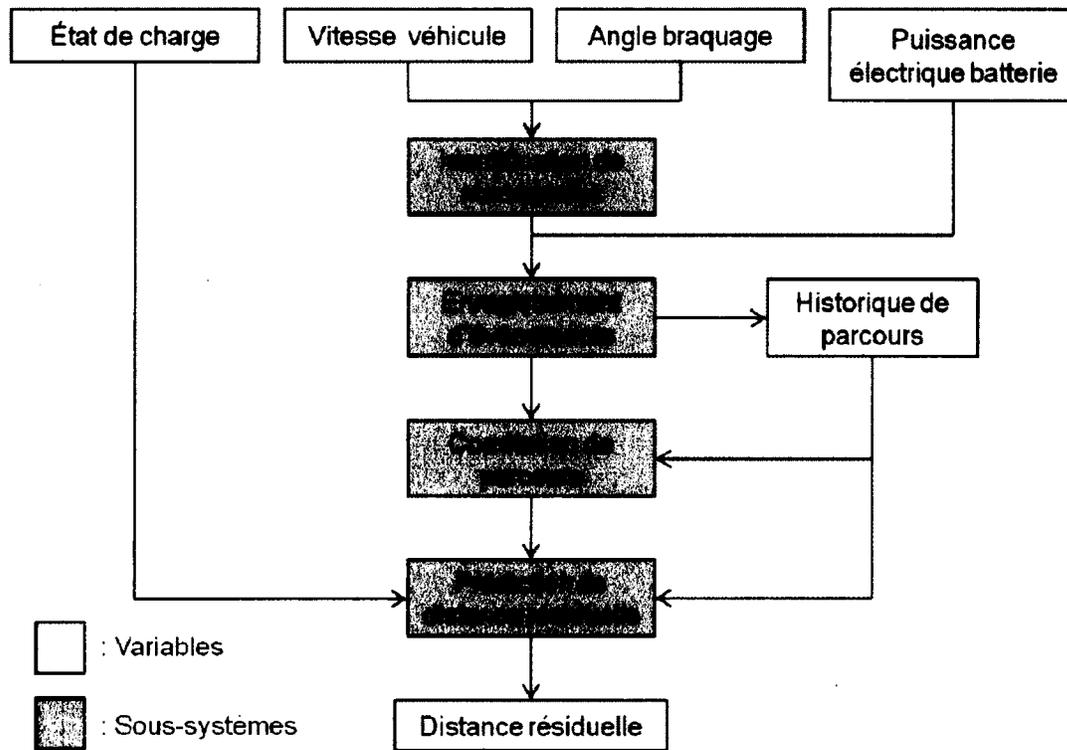


Figure 3.3 Schéma-bloc représentant la méthode gauche-droite

3.6.1 Identification de manœuvres

Le but de ce premier sous-système est de détecter les divers événements se succédant lors des parcours. Il a été décidé de ne prendre en compte que deux types de manœuvres: les virages à gauche et les virages à droite. Les virages ont été sélectionnés comme manœuvres puisqu'ils permettent de diviser un parcours en différents tronçons significatifs au niveau géographique. Rappelons qu'un nouveau tronçon apparaît dans un parcours lorsqu'il y a changement de route. Ainsi, la détection de virages correspond parfaitement à cette définition. À plus forte raison, il serait illogique de considérer des événements tel que les dépassements puisqu'ils peuvent survenir à n'importe quel moment, dépendent du niveau de trafic et n'ont pas de lien direct avec la position géographique. De plus, comme il en sera question au chapitre 4, il est en effet possible de différencier plusieurs parcours en n'utilisant que les virages à gauche puis à droite.

Ainsi que le spécifient Till *et al.* [73], une manœuvre de virage peut être divisée en trois sous-manœuvres : une décélération, un changement d'orientation puis une accélération. Au niveau logiciel, la considération de ces trois sous-manœuvres permettra de distinguer un virage, soit un changement de route, d'une courbe, soit un changement d'axe dans une même route. Il est

important d'effectuer cette discrimination afin de ne pas créer d'évènements superflus. Pour détecter ces différentes sous-maœuvres, il est nécessaire de connaître la vitesse du véhicule ainsi que son changement d'orientation. Un moyen pratique pour détecter les changements d'orientation est d'utiliser la valeur de l'angle de braquage du volant disponible sur le bus CAN de tous véhicules modernes. Pour le véhicule expérimental présenté au chapitre 4, cette valeur provient d'un capteur à effet Hall installé directement sur la colonne de direction. L'utilisation de cette valeur d'angle ajoute de l'originalité à la méthode, car il devient facile de la mettre en œuvre sur de nombreux véhicules, sans avoir besoin de matériel supplémentaire.

La détection de chacune de ces sous-maœuvres (décélération, changement d'orientation et accélération) est basée sur un seuil de mesure de certaines variables d'intérêt. Pour ce faire, il est nécessaire de conserver les valeurs des variables de vitesse et d'angle de braquage du passé rapproché. Les résultats en simulation ont démontré qu'une distance parcourue d'environ 200 m livre suffisamment d'information pour caractériser un virage. Avec une telle distance, il est possible d'observer clairement chacune des trois parties d'un virage, soit la décélération, le changement d'orientation et l'accélération. L'enregistrement des 200 derniers mètres est donc suffisant pour distinguer un virage d'un non-virage. Une fenêtre de distance fixe (par exemple 200 m) est préférée à une fenêtre de temps fixe (par exemple 120 s) puisque le temps d'attente à une intersection peut varier considérablement et des informations précieuses peuvent être perdues lors d'arrêts prolongés. Les techniques de reconnaissance du cycle courant et de la prédiction se basent la plupart du temps sur une fenêtre en temps [60], [74]. Dans le cas présent, une fenêtre en distance a offert de meilleurs résultats.

Pour qu'une manœuvre de virage soit détectée, on doit tenir compte de trois variables d'intérêt soit la décélération moyenne, l'intégrale de l'angle de braquage du volant et l'accélération moyenne. Pour qu'un virage soit détecté, ces trois variables doivent être comparées à des seuils respectifs. Ces comparaisons binaires sont représentées respectivement par les équations (3.1) à (3.3) où t_0 est l'instant où l'enregistrement de la fenêtre de distance a débuté, et l'instant t_{fin} indique la fin de l'enregistrement. La période sur laquelle la fenêtre de 200m est enregistrée est $t_{fin} - t_0$. La variable t_{min} représente l'instant où la vitesse atteint sa valeur minimale au cours de la fenêtre.

$$\frac{v(t_0) - v(t_{min})}{t_{min} - t_0} > seuil_{dec} \quad (3.1)$$

$$\left| \int_{t_0}^{t_{fin}} angle_{volant}(t) dt \right| > seuil_{angle} \quad (3.2)$$

$$\frac{v(t_{fin}) - v(t_{min})}{t_{fin} - t_{min}} > seuil_{acc} \quad (3.3)$$

Si ces trois comparaisons sont respectées, l'algorithme conclut qu'un virage a été effectué. Les trois seuils ont été ajustés manuellement, en observant les données de conduite obtenues au préalable. Les essais démontrent qu'un seuil à $0,75 \text{ m/s}^2$ pour les accélérations ($seuil_{dec}$ et $seuil_{acc}$) et qu'un seuil à 12°s pour l'intégrale de l'angle du volant ($seuil_{angle}$) permettent de bien détecter les virages considérés. La figure 3.4 illustre un exemple de virage à gauche identifié avec cette stratégie.

En conclusion de cette section, il est important de noter que la classification d'un virage s'effectue en fonction de décisions binaires selon les trois variables d'intérêt. Cette technique a été implémentée afin d'obtenir une méthode simplifiée, par rapport aux classificateurs par

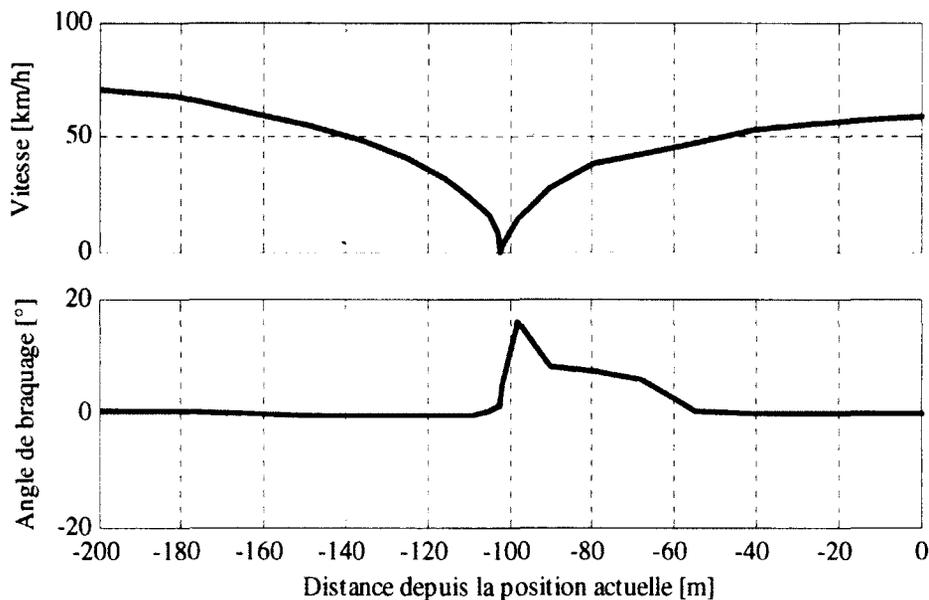


Figure 3.4 Exemple d'un virage à gauche identifié par la méthode gauche-droite

logique floue présentés dans [73]. Une technique plus complexe pourrait assurément offrir d'aussi bons, voir meilleurs résultats. Par contre, cette technique s'est avérée suffisamment efficace et a donc été conservée pour la suite. De plus, la méthode gauche-droite a été élaborée de façon à être flexible et à s'adapter lorsqu'une manœuvre a été mal reconnue. Cette fonctionnalité sera élaborée dans la partie suivante sur la corrélation de parcours. Aussi, lors d'un travail futur, il serait intéressant d'estimer la variabilité de ces courbes puis de la prendre en compte par le biais d'un modèle probabiliste.

3.6.2 Enregistrement d'évènements

Cette seconde étape de la méthode de prédiction de la distance résiduelle « gauche-droite » traite de l'enregistrement adéquat des manœuvres identifiées. Effectivement, il est important de conserver en mémoire ces informations de façon adéquate afin de permettre leur réutilisation. Dans ce qui suit, la description des variables enregistrées se fera sous forme matricielle par souci d'homogénéité avec l'implantation effectuée expérimentalement dans le contrôleur du véhicule électrique et dont les résultats seront exposés au chapitre 4. Un événement (\mathbf{e}_x) contient diverses informations telles que le type de manœuvre (virage à gauche ou à droite), la distance parcourue depuis le dernier événement (en mètre) et l'énergie consommée depuis le dernier événement (en Wh). Le premier événement (\mathbf{e}_1) livre toujours les informations enregistrées depuis le début du parcours. L'énergie consommée peut être obtenue en intégrant la puissance électrique fournie par la batterie depuis le début du tronçon. On tirera la puissance issue de la batterie en multipliant la tension de batterie par le courant. Tous les véhicules électriques sont équipés de capteurs de tension de la batterie et d'un capteur de courant à effet Hall. De la même manière, la distance est obtenue en intégrant la vitesse du véhicule depuis le dernier virage. On utilisera la structure de vecteur représentée à l'équation (3.4).

$$\mathbf{e}_x = \begin{pmatrix} \text{type} \\ \text{distance} \\ \text{énergie} \end{pmatrix} \quad (3.4)$$

Une fois les événements identifiés, il est nécessaire de les conserver dans une structure adéquate afin de rendre leur réutilisation possible. Deux nouvelles matrices doivent donc être définies, la matrice du parcours actuel \mathbf{p}_a et la matrice d'historique \mathbf{h} . La matrice du parcours

actuel contient les informations depuis le dernier démarrage du véhicule jusqu'au temps présent. Par exemple, si le conducteur a débuté un parcours depuis un certain temps et que plusieurs manœuvres ont été reconnues, cette matrice reflètera ce nombre d'événements. \mathbf{p}_a sera une matrice de n colonnes par 3 lignes. Elle contient donc toute l'information nécessaire concernant le parcours actuel afin d'appliquer la méthode gauche-droite.

Ainsi, l'équation (3.5) représente la structure d'un parcours défini par n événements différents.

$$\mathbf{p}_a = (\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3, \dots, \mathbf{e}_n) \quad (3.5)$$

À la fin de chaque parcours, lorsque le véhicule est mis à l'arrêt, la matrice de parcours actuel \mathbf{p}_a est concaténée à la matrice d'historique (\mathbf{h}). Cette matrice contient l'information relative aux parcours précédents. L'équation (3.6) décrit une matrice d'historiques contenant de l'information sur m parcours. \mathbf{h} sera donc une matrice bidimensionnelle de $3m$ rangés par n_{max} colonnes, où n_{max} représente le nombre d'évènements maximal contenu dans des trajets.

$$\mathbf{h} = \begin{pmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \\ \mathbf{p}_3 \\ \vdots \\ \mathbf{p}_m \end{pmatrix} \quad (3.6)$$

Cette manière de ne conserver que l'information pertinente permet de réduire de façon considérable les données de conduite. Par exemple, l'information obtenue pour un conducteur ayant parcouru une centaine de parcours, chacun composé d'une moyenne de 10 manœuvres, peut être conservée sous la forme d'une matrice comprenant 300 éléments. Ce nombre est négligeable par rapport au nombre d'éléments de mémoire que nécessiterait l'information non condensée. Par exemple, l'enregistrement des données brutes de la vitesse du véhicule, l'angle de braquage ainsi que la puissance de bus, à une fréquence d'acquisition de 1 Hz et pour des parcours d'une durée moyenne de 20 minutes, nécessiterait l'enregistrement de 360 000 éléments.

3.6.3 Corrélacion de parcours

Afin de réaliser une prédiction de la distance résiduelle, une corrélation doit être réalisée entre le parcours actuel et les différents parcours emmagasinés en mémoire. Cette corrélation doit être considérée comme une comparaison entre deux parcours, plutôt qu'une corrélation

purement mathématique. Le lecteur est invité à consulter le schéma-bloc de la figure 3.3 afin de bien situer le troisième module responsable de cette fonction de corrélation. En temps réel, cette corrélation permet d'établir sur quel(s) parcours antérieur(s) peut se baser la méthode de prédiction de la distance résiduelle. À cette fin, quatre types de corrélation sont définis. Pour chacun des m parcours précédents, la comparaison avec le parcours actuel donnera l'un des types de corrélation présentés au tableau 3.1. Ces types seront décrits au cours des prochains paragraphes.

Type A : « Corrélation nulle »

Si le parcours actuel ne correspond pas à un parcours précédent, la corrélation est nulle et on ne peut prédire le trajet. Le type « Corrélation nulle » illustre cette situation. Ce cas peut se présenter pour deux raisons : lorsque les séries de manœuvres des deux parcours ne correspondent pas et/ou lorsque la distance entre chacun des tronçons n'est pas la même. Il est important de mentionner que le signal de vitesse sur le véhicule n'est pas absolument précis et d'autres incertitudes surviennent lorsque cette vitesse est intégrée afin d'obtenir la distance. Cette technique d'odométrie résulte en une erreur augmentant avec la distance selon le principe d'une marche aléatoire. Aussi, deux parcours sur la même route peuvent résulter en des distances réelles différentes dépendant de la ligne du véhicule sur la route. Ainsi, une marge d'erreur de 5 % a été admise dans la considération de deux tronçons de longueurs similaires. Cette marge d'erreur a été obtenue de façon empirique et pourrait être définie selon des méthodes plus avancées.

Tableau 3.1 Types de corrélation avec descriptions correspondantes

Type	Description
A	Corrélation nulle
B	Corrélation forte
C	Corrélation partielle avec dernière manœuvre non identifiable
D	Corrélation partielle avec dernière manœuvre identifiable

Dans l'exemple ci-dessous, les parcours un et deux correspondent au type A (« Aucune corrélation ») où les types d'événements 1 et 2 représentent respectivement des virages à gauche et à droite.

$$\mathbf{p}_1 = \left(\left(\begin{array}{c} 2 \\ 280 \\ 29 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 2 \\ 804 \\ 124 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 1 \\ 1804 \\ 242 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 2 \\ 5560 \\ 714 \end{array} \right) \dots \right)$$

$$\mathbf{p}_2 = \left(\left(\begin{array}{c} 2 \\ 291 \\ 32 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 1 \\ 305 \\ 34 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 2 \\ 1645 \\ 220 \end{array} \right) \right)$$

Bien que leur premier évènement soit le même, les deuxièmes et troisièmes manœuvres du parcours \mathbf{p}_1 ne correspondent pas à ceux du parcours \mathbf{p}_2 . De plus, les distances des tronçons respectifs ne sont pas les mêmes. Il est donc possible d'affirmer que le conducteur n'a pas suivi un parcours identique lors de sa deuxième sortie.

Type B : « Corrélation forte »

Pour qu'une corrélation forte soit possible entre deux parcours, les séquences de manœuvres doivent être équivalentes ainsi que les distances entre chacune. Un trajet fréquemment parcouru est alors reconnu. Avant de présenter l'algorithme de corrélation, voici un exemple où une corrélation de type B (« Corrélation forte ») peut être établie entre deux parcours :

$$\mathbf{p}_1 = \left(\left(\begin{array}{c} 2 \\ 280 \\ 29 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 2 \\ 804 \\ 124 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 1 \\ 1804 \\ 242 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 2 \\ 5560 \\ 714 \end{array} \right) \dots \right)$$

$$\mathbf{p}_2 = \left(\left(\begin{array}{c} 2 \\ 287 \\ 35 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 2 \\ 795 \\ 129 \end{array} \right) \left(\begin{array}{c} 1 \\ 1824 \\ 256 \end{array} \right) \right)$$

Premièrement, il est possible de noter que les trois premières manœuvres du premier parcours (deux virages à gauche suivi d'un virage à droite) correspondent parfaitement aux manœuvres du second. Ensuite, bien que les valeurs de distance ne soient pas égales, il est possible d'affirmer que la distance de chacun des tronçons correspond entre les deux parcours puisqu'elle est contenue dans la marge d'erreur de 5 %. Ceci permet de confirmer que le second parcours correspond bel et bien au premier. En d'autres termes, ces deux parcours représentent potentiellement un trajet fréquemment emprunté. Finalement, on remarque

qu'une plus grande quantité d'énergie est nécessaire lors du deuxième parcours. Ceci peut dépendre de plusieurs facteurs tels que le style de conduite ou les conditions climatiques (p. ex. un vent de face). Une section ultérieure traitera brièvement de cette situation.

L'algorithme utilisé pour déterminer si le parcours actuel corrèle de type A ou B avec chacun des parcours précédents est représenté par le pseudo-code suivant. Les indices i et j servent de compteurs et indiquent respectivement quel parcours précédent et quel évènement sont en cours de traitement. Les variables m et n représentent, tel que décrit dans la section 3.6.2, le nombre de parcours précédents ainsi que le nombre d'évènements dans le parcours actuel. La variable cor_pos indique s'il y a une corrélation de type B possible entre le parcours actuel p_a et le parcours précédent p_i . La ligne 5 de l'algorithme permet de comparer chacun des évènements d'un parcours précédents à ceux du parcours actuel. L'opérateur \neq fait référence à la marge d'erreur admise de 5%. À des fins de notation, $p_a(e_j\{\text{type}\})$ représente le type de virage de l'évènement j du parcours actuel et $p_i(e_j\{\text{distance}\})$ représente la distance du tronçon menant à l'évènement j du parcours précédent i .

Pseudo-code de l'algorithme de corrélation de type A ou B

1:	POUR $i = 1 \rightarrow m$
2:	$j = 1$
3:	$cor_pos = 1$
4:	TANT QUE $(j \leq n)$ ET $(cor_pos = 1)$
5:	SI $p_a(e_j\{\text{type}\}) \neq p_i(e_j\{\text{type}\})$ OU $p_a(e_j\{\text{distance}\}) \neq p_i(e_j\{\text{distance}\})$
6:	$cor_pos = 0$
7:	FIN SI
8:	$j = j + 1$
9:	FIN TANT QUE
10:	SI $cor_pos = 1$
11:	$c(i) = \{B, n\}$
12:	SINON
13:	$c(i) = \{A, 0\}$
14:	FIN SI
15:	FIN POUR

Les instructions 10 à 14 vérifient si une corrélation est ultimement possible et remplissent le vecteur de corrélation \mathbf{c} . Ce vecteur à m éléments contient l'information quant aux types de corrélation entre le parcours actuel et les parcours antérieurs. Chaque cellule de \mathbf{c} est un ensemble représentant la corrélation obtenue entre ces deux parcours. Pour chaque rangée, la lettre indique le type de corrélation (A, B, C, ou D) et le nombre représente le dernier événement du parcours antérieur auquel la corrélation fait référence. Ce vecteur permettra, lors de la section 3.6.4, de déterminer sur quel trajet antérieur peut se baser la méthode gauche-droite afin d'effectuer la prédiction. Des exemples décrivant ce vecteur seront présentés lors de la description des corrélations de type C et D.

Type C : « Corrélation partielle avec dernière manœuvre non identifiable »

Tel que précisé à la section 3.6.1, le système d'identification de manœuvre, basé sur des règles binaires avec des seuils, est fonctionnel, mais non parfait. Par conséquent, des efforts ont été investis pour faire face à la mauvaise identification d'événements. Le terme « Corrélation partielle » traite de cette situation. Lorsque presque tous les événements de deux parcours différents corrélaient, il peut s'agir d'une situation où une manœuvre n'a pas été reconnue.

L'exemple suivant, tiré des résultats expérimentaux, illustre cette situation. Au moment où l'essai a été effectué, la matrice d'historique du véhicule contenait trois parcours antérieurs.

$$\mathbf{h} = \begin{pmatrix} \mathbf{p}_1 \\ \mathbf{p}_2 \\ \mathbf{p}_3 \end{pmatrix} \quad \mathbf{p}_2 = \left(\begin{pmatrix} 2 \\ 280 \\ 29 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 804 \\ 124 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1804 \\ 242 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 5560 \\ 714 \end{pmatrix} \dots \right)$$

À un instant donné du parcours, la matrice \mathbf{p}_a avait l'état suivant :

$$\mathbf{p}_a = \left(\begin{pmatrix} 2 \\ 265 \\ 21 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 801 \\ 124 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 915 \\ 150 \end{pmatrix} \right)$$

En comparant la matrice de parcours actuel à celle du deuxième parcours, on remarque que les deux premiers types d'événements de \mathbf{p}_a correspondent au début de \mathbf{p}_2 ainsi que la distance des tronçons respectifs. Cependant, le dernier événement du parcours actuel n'est pas identifiable dans \mathbf{p}_2 puisqu'il est différent de son troisième événement. Ceci est un exemple

d'une «Corrélation partielle avec dernière manœuvre non identifiable». Le vecteur de corrélation \mathbf{c} suivant représente cette situation.

$$\mathbf{c} = \begin{pmatrix} \{B, 3\} \\ \{C, 2\} \\ \{B, 3\} \end{pmatrix}$$

Par exemple, à partir des valeurs du vecteur de corrélation donné, le parcours actuel peut être lié aux parcours antérieurs \mathbf{p}_1 et \mathbf{p}_3 par des corrélations fortes (type B). Les parcours \mathbf{p}_1 et \mathbf{p}_3 sont donc sur le même trajet. Effectivement, la valeur $\{B, 3\}$ de la cellule \mathbf{c}_1 indique que \mathbf{p}_a corrèle de façon parfaite avec les trois premiers éléments de \mathbf{p}_1 . Le terme $\{C, 2\}$ signifie que \mathbf{p}_a corrèle partiellement (type C) avec les deux premiers événements de \mathbf{p}_2 et que le dernier événement de \mathbf{p}_a n'a pu être identifié dans \mathbf{p}_2 . Puisque le dernier élément est différent, il est possible qu'un changement de route ait été effectué. L'algorithme permettant de reconnaître une corrélation de type C est semblable à celui présenté précédemment. Une règle supplémentaire a été ajoutée afin de vérifier si les derniers événements des deux parcours sont différents.

Type D : « Corrélation partielle avec dernière manœuvre identifiable »

Suivant le même exemple numérique, un nouvel événement est identifié en cours de trajet, résultant en la matrice de parcours actuel suivante :

$$\mathbf{p}_a = \left(\begin{pmatrix} 2 \\ 265 \\ 21 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 \\ 801 \\ 124 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 915 \\ 150 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 888 \\ 53 \end{pmatrix} \right)$$

En utilisant cet exemple, il est maintenant possible d'associer la quatrième manœuvre de \mathbf{p}_a et troisième manœuvre de \mathbf{p}_2 qui représentent des virages à gauche. Ceci est réalisable puisque la distance entre le deuxième événement \mathbf{e}_2 et le quatrième événement \mathbf{e}_4 de \mathbf{p}_a est équivalente, dans la marge admise, à la distance entre \mathbf{e}_2 à \mathbf{e}_3 de \mathbf{p}_2 ($915 + 888 \approx 1804$). En d'autres termes, la troisième manœuvre du parcours actuel n'a pas été détectée dans \mathbf{p}_2 . Cependant, la dernière manœuvre du parcours actuel a bien été identifiée dans \mathbf{p}_2 . Par conséquent, ceci est décrit comme une «Corrélation partielle avec dernière manœuvre identifiable». Le vecteur de

corrélation c sera alors complété où le terme $\{D, 3\}$ signifie que p_a correspond à p_2 et que le dernier évènement de p_a a été identifié comme étant le troisième évènement de p_2 .

$$c = \begin{pmatrix} \{B, 4\} \\ \{D, 3\} \\ \{B, 4\} \end{pmatrix}$$

Un exemple visuel de cette situation est proposé à la figure 3.5 où est cartographié de manière simplifiée un trajet. Les points noirs et blancs représentent respectivement les virages à gauche et à droite identifiés. Cet exemple provient également des essais expérimentaux décrits en détail au chapitre 4. On remarque qu'un virage à gauche a été identifié lors du parcours a), mais pas lors de celui en b). L'algorithme réussit tout de même à identifier les deux parcours comme appartenant au même trajet, car une corrélation de type D est possible. Cet algorithme est semblable à celui présenté précédemment et permet de détecter la mauvaise reconnaissance d'un évènement. Malheureusement, l'algorithme mis en place ne peut pas tenir compte de tous les cas possibles par exemple, lorsque deux manœuvres ou plus ne sont pas détectées.

Une distinction est faite entre les deux types de corrélations partielles C et D, car lorsque le dernier évènement du parcours actuel p_a ne peut être associé à aucun des parcours antérieurs, disons p_1 , il existe une possibilité que ce parcours ne suive pas le trajet fréquemment emprunté lors de p_1 . Par conséquent, les corrélations de type B et D sont favorisées par rapport à celles de type C dans le calcul de prédiction de la distance résiduelle.

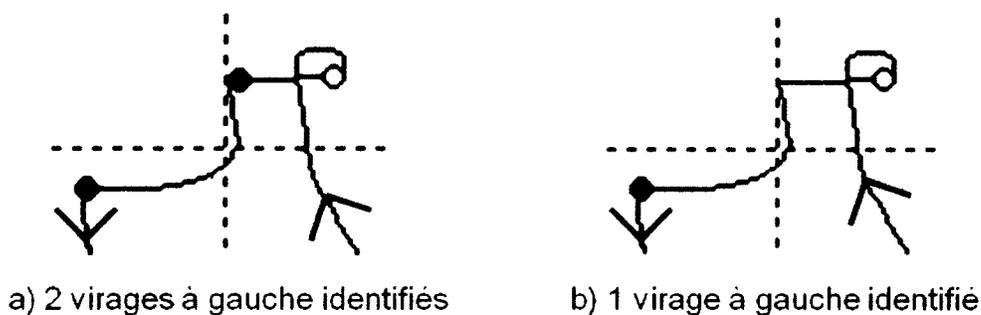


Figure 3.5 Exemple d'une manœuvre non identifiée

3.6.4 Prédiction de distance résiduelle

Tout est en place pour prédire la distance résiduelle d'un véhicule électrique : des manœuvres ont été reconnues durant le parcours actuel et ont été comparées aux parcours antérieurs. La dernière étape de la méthode gauche-droite permet donc de combiner la matrice de parcours actuel \mathbf{p}_a , la matrice d'historique \mathbf{h} et le vecteur de corrélation \mathbf{c} . Pour ce faire, seuls les parcours antérieurs de type B ou D en corrélation avec le parcours actuel sont considérés. Les premiers événements de chacun de ces parcours antérieurs ont servi à effectuer la corrélation avec le parcours actuel. Alors, ce sont les derniers événements de ces parcours qui seront utilisés pour la prédiction. Il est donc fort probable que ces derniers événements de \mathbf{p}_1 ou \mathbf{p}_3 représentent tous les événements suivants du parcours actuel. Par exemple, si le parcours actuel contient quatre événements correspondants aux quatre premiers événements d'un parcours antérieur, les événements cinq, six et suivants de ce parcours antérieur seront pris en compte afin d'effectuer la prédiction de distance résiduelle. Notamment, cette prédiction débute par la prédiction de l'indice d'énergie futur. L'indice d'énergie futur de chacun des parcours antérieurs corrélant de type B ou D avec le parcours actuel est tout d'abord calculé en utilisant l'équation (3.7). L'indice n fait référence à un événement dans un parcours antérieur, ce parcours ayant une forte corrélation avec le parcours actuel. Plus précisément, cet indice représente l'événement suivant le dernier événement du parcours antérieur qui corrèle avec le parcours actuel ($n = 5$ dans l'exemple précédent puisque les quatre premiers événements du parcours antérieur correspondent au parcours actuel). La variable m représente le nombre d'événements du parcours antérieur.

$$IE_{futur} = \frac{\sum_{i=n}^m e_i \{\text{énergie}\}}{\sum_{i=n}^m e_i \{\text{distance}\}} \quad (3.7)$$

Un indice d'énergie futur sera donc associé à chacun des parcours sur ce trajet résultant en plusieurs cas de figure de consommation d'énergie. Selon les définitions des parcours et des trajets précédemment établies, la moyenne de ces indices d'énergie futurs peut être interprétée comme étant l'indice d'énergie futur de ce trajet. Puisque le parcours actuel est inclus dans ce même trajet, il est possible de prédire l'indice d'énergie futur du trajet actuel IE_{futur_a} en se basant sur l'équation (3.8) où p représente le nombre de parcours antérieurs qui ont une corrélation forte avec le parcours actuel.

$$IE_{futur_a} = \frac{\sum_{i=1}^p IE_{futur_i}}{p} \quad (3.8)$$

On peut noter que l'équation (3.8) assume que l'ensemble des parcours antérieurs corrélant de type B ou D avec le parcours actuel ont été effectués sur un même trajet. Par contre, il pourrait survenir une situation où deux trajets fréquents débutent avec la même série d'événements. Dans ce cas, il pourrait être intéressant de sélectionner le trajet le plus fréquent afin d'estimer IE_{futur_a} puis d'ajuster cette valeur en fonction de l'incertitude liée à cette décision. Ici, l'équation (3.8) sera adoptée pour le développement subséquent puisqu'elle représente une solution valide et simplifiée permettant d'approximer IE_{futur_a} . Avec cette nouvelle information, il est maintenant possible de prédire la distance résiduelle en utilisant la relation illustrée à la figure 2.1 de la section précédente. Aussi, la prévision de l'indice d'énergie est effectuée uniquement lorsqu'une nouvelle manœuvre est détectée. Cette valeur d'indice d'énergie est maintenue constante entre les manœuvres pour limiter le temps de traitement.

L'équation (3.8) peut également être adaptée afin de calculer l'indice d'énergie moyen depuis le début du parcours actuel ainsi que ceux des parcours antérieurs sur le même trajet. Cette information pourrait être utilisée lors de travaux futurs afin d'étudier la mise en œuvre d'une fonction de réglage. Celle-ci pourrait permettre de tenir compte des variations dans la situation de conduite entre le parcours actuel et les autres parcours sur ce trajet (équation (3.9)). Tel qu'indiqué dans un exemple précédent où la consommation actuelle sur un trajet était plus élevée que la consommation lors d'un parcours précédent, si le conducteur est plus agressif qu'à l'habitude ou qu'il y a plus de trafic, l'indice d'énergie futur pourrait être ajusté à la hausse, ce qui résulterait en la prédiction d'une plus faible distance résiduelle.

$$IE_{futur_a} = IE_{futur_p} + f(IE_{passé_a}, IE_{passé_p}) \quad (3.9)$$

Ici, IE_{futur_p} représente l'indice d'énergie futur du parcours précédent tandis que $IE_{passé_a}$ et $IE_{passé_p}$ représentent respectivement les indices d'énergie passés des parcours actuel et précédents. Cette perspective sera mise de côté pour l'instant et l'équation (3.8) sera utilisée tout au long de la validation.

3.7 Commentaires sur la méthode développée

Avant de présenter les résultats obtenus avec la méthode de prédiction gauche-droite, il est important d'émettre quelques commentaires. L'algorithme général a été présenté dans les sections précédentes. Par contre, certains aspects essentiels restent à être discutés tels que le nombre d'événements requis pour conclure la présence d'un trajet fréquemment emprunté ou la démarche à suivre lorsque la méthode ne s'applique pas directement.

3.7.1 Nombre d'événements nécessaires pour détecter la présence d'un trajet

Combien de manœuvres consécutives doivent correspondre entre elles afin d'affirmer que deux parcours sont sur le même trajet? Pour chacune des situations expérimentales et en simulations présentées dans le chapitre 4, deux événements successifs, ainsi que les longueurs de chacun des tronçons les séparant, sont suffisants pour prédire un trajet. Il est donc possible de formuler rapidement une prédiction précise. Dans le cas du véhicule expérimental en question, l'autonomie moyenne en mode tout électrique d'environ 20 km limite l'étendue que peut franchir son utilisateur. Il est donc restreint à un nombre considérablement limité de manœuvres pour atteindre ses destinations. Dans ce cas, seuls deux événements consécutifs sont nécessaires afin d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle. Ce nombre variera en fonction de certaines variables telles que l'autonomie moyenne du véhicule ou le niveau de corrélation entre la forme géographique des routes dans la région d'étude.

De surcroît, la région sherbrookoise, zone où ont été effectués les essais expérimentaux, comporte beaucoup de variabilité géographique dans son infrastructure routière. En comparaison, la ville de Montréal, avec ses nombreux quartiers où les routes forment des quadrillés, augmente les possibilités de corrélation entre des séries d'événements qui n'appartient pas au même trajet. Par exemple, une suite de virage gauche – droite – gauche, chacun entrecoupé de distance de 200 m, pourrait s'effectuer à plusieurs endroits dans la ville. En conséquence, pour un véhicule possédant une autonomie de quelques centaines de kilomètres et dont le lieu d'utilisation principale est une grande ville, il pourrait être nécessaire de considérer une suite de plusieurs événements avant de supposer la présence d'un trajet. Lors de cette recherche, des essais ont été effectués avec un nombre limité de parcours. Il

serait intéressant de poursuivre les essais avec un plus grand nombre de parcours afin de déterminer avec quel niveau de confiance est-il possible de conclure la présence d'un trajet.

3.7.2 Limitations de la méthode gauche-droite

Tel qu'il sera présenté dans le chapitre 4, cette méthode gauche-droite offre des résultats très prometteurs tant au niveau expérimental qu'en simulations. Par contre, il existe deux moments où cette méthode ne pourra s'appliquer : lorsque le conducteur n'effectue pas un trajet fréquent et lorsque le nombre d'événements n'est pas suffisant pour conclure qu'un trajet est parcouru.

Considérant tout d'abord la première situation, il est certain que lorsque le conducteur choisit de nouvelles destinations, il est impossible, sans l'utilisation d'une carte géographique et d'un GPS, de définir à l'avance cette destination. Tel que mentionné précédemment, demander à l'utilisateur d'entrer l'information relative à ses intentions est également rejeté. Par conséquent, une autre méthode de prédiction de la distance résiduelle devra être utilisée lors de ces occasions. Lors des essais, la méthode d'indice d'énergie moyen, introduite au deuxième chapitre, a été sélectionnée pour cette fonction. Néanmoins, toutes autres méthodes précises auraient pu être implantées. Il est important de noter que ce cas de figure ne représente pas la majorité : tel qu'indiqué précédemment, la majorité des parcours effectués sont sur des trajets fréquents. D'autre part, la méthode gauche-droite ne reste pas inactive durant ce type de parcours. Elle enregistre les différentes manœuvres afin d'être en mesure d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle lors des prochains parcours de ce trajet. En dernier lieu, une période de « rodage » du véhicule sera nécessaire avant qu'une banque de données contenant les informations pertinentes aux parcours précédents puisse être construite.

La seconde situation où la méthode gauche-droite n'est pas directement applicable est en début de parcours. Lorsqu'un ou aucun événement n'a été reconnu, il est impossible d'affirmer avec certitude le trajet vers lequel se dirige le conducteur. Ainsi, pour cette courte période de temps, on doit encore une fois faire appel à une stratégie différente. Une première tactique pourrait être de considérer, encore une fois, la méthode avec indice d'énergie moyen. Par contre, puisque l'indice d'énergie futur utilisé est moyenné depuis le début du parcours, il variera beaucoup dans les premières minutes du parcours. Ainsi, cette méthode résulte en une prédiction très oscillatoire en début de parcours tel que souligné lors de la section 2.1. Cette

problématique a été résolue en utilisant un indice constant d'énergie pour cette période de temps.

Cet indice constant d'énergie peut être calculé de deux façons :

- En considérant la matrice d'historique du véhicule, il est possible de calculer l'indice d'énergie moyen du véhicule depuis sa première utilisation. Cet indice variera au fur et à mesure de l'utilisation du véhicule.
- Il est possible de calculer un indice d'énergie moyen pour une gamme de véhicules. Ainsi cet indice constant d'énergie à utiliser pour la prédiction de la distance résiduelle sera calculé avant la vente du véhicule et sera inscrit comme une constante dans le code. Cette valeur serait prête dès la première utilisation du véhicule.

Dans le cas présent, la première solution sera adoptée, et ce, durant un bref instant. Lorsque la méthode gauche-droite aura identifié deux manœuvres ou plus, elle fera bénéficier le conducteur d'une estimation de la distance résiduelle plus précise tel que décrit dans le chapitre 4.

3.8 Résumé de la méthode gauche-droite

L'objectif de ce chapitre était de présenter une stratégie originale permettant la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique : la méthode gauche-droite. Premièrement, un cas de figure a été illustré où la méthode de prédiction basée sur l'indice d'énergie moyen offre de mauvaises performances. Ceci survient lorsque la consommation d'énergie en début de parcours ne représente pas celle encourue en fin de parcours. Ensuite, afin de tenir compte de ces changements potentiels de consommation lors d'un parcours, les assises de la méthode gauche-droite ont été définies telles que les trajets fréquemment parcourus ainsi que les manœuvres de conduites. Puis, une brève interruption a été faite afin d'apporter une définition à certains termes (parcours, trajet, route) afin de faciliter la lecture du document. Enfin, les détails de la méthode gauche-droite ont été exposés soit la détection de manœuvres, l'enregistrement d'événements, la corrélation des trajets antérieurs et la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Finalement, deux situations où la méthode ne peut s'appliquer directement ont été soulignées, accompagnées de la solution adoptée. La méthode

gauche-droite étant maintenant décrite de façon appropriée, il est pertinent d'évaluer ses performances de prédiction. Le chapitre 4 tentera de remplir ce mandat en présentant, entre autres, les essais en simulation et ceux expérimentaux.

CHAPITRE 4

Méthodologie et validation

Mis à part la conception de la méthode de prédiction présentée au chapitre précédent, une partie considérable du temps investi à cette recherche a servi à valider les différentes stratégies permettant d'effectuer la prédiction de la distance résiduelle pour un véhicule électrique. Le présent chapitre présentera les différentes étapes franchies afin de caractériser les performances de la méthode gauche-droite. Tout d'abord, le véhicule prototype utilisé lors de la validation sera présenté ainsi que le modèle numérique le représentant. Ensuite, la procédure de validation en simulation sera décrite suivie des résultats obtenus. Finalement, le bon fonctionnement de la méthode gauche-droite sera validé par le biais d'essais expérimentaux.

4.1 Présentation du véhicule électrique prototype

Le véhicule utilisé pour cette recherche (figure 4.1) est un roadster hybride branchable à trois roues. Ce véhicule peut opérer en mode hybride, en mode moteur à combustion seulement ou bien en mode tout électrique. Ce dernier correspond au seul mode étudié dans ce mémoire. Ce véhicule est propulsé par une machine synchrone à aimants permanents, technologie présentée à la section 2.2.3. L'énergie servant à propulser ce véhicule provient d'une batterie de cellules lithium-ion (section 2.2.5). Un système de gestion de la batterie permet de mesurer l'état de la



Figure 4.1 Véhicule prototype de recherche expérimentale

batterie en plus de s'assurer de son bon fonctionnement. Finalement, la batterie et la machine électrique sont interfacées par un onduleur à IGBT permettant un contrôle du moteur en couple ou en vitesse. Afin de protéger la propriété intellectuelle du CTA en ce qui concerne le développement de ce véhicule prototype, les spécifications des composantes ne seront pas décrites. D'autre part, la méthode de prédiction de distance résiduelle proposée devrait être applicable à tout type de véhicule. La connaissance des spécifications techniques de l'architecture de motorisation n'est donc pas nécessaire au bon fonctionnement et à la compréhension de la stratégie.

Un système OPAL-RT permettant le prototypage rapide [75] a été implanté sur le véhicule, de manière à contrôler les fonctions principales telles que la gestion de puissance entre le moteur à combustion et la machine électrique. Ce module illustré à la figure 4.2 est interfacé au bus CAN du véhicule et connaît donc l'état de cinq variables d'intérêt pour la méthode de prédiction. La vitesse du véhicule ainsi que l'angle de braquage proviennent du contrôleur principal du véhicule. Les informations relatives à la tension et au courant du bus sont obtenues à partir de l'onduleur. L'état de charge de la batterie, dernière variable d'intérêt, provient quant à elle du système de gestion de la batterie. Connaissant la capacité de la batterie, il est possible de déterminer l'énergie résiduelle à utiliser pour l'application de la méthode de prédiction en effectuant l'intégrale de la puissance électrique fournie par la batterie en fonction du temps. Finalement, un affichage graphique [76] a lui aussi été installé sur le véhicule. Cette interface personne-machine est connectée au bus CAN et permet, entre autres, d'annoncer au conducteur la distance résiduelle de son véhicule.



Figure 4.2 Système de prototypage rapide OPAL-RT [75]

4.2 Présentation du modèle numérique

Dans l'optique d'évaluer les performances de la méthode de prédiction présentée au chapitre précédent, il est pertinent d'établir le modèle numérique d'un véhicule électrique. Celui-ci permet d'estimer la consommation d'énergie du véhicule sans toutefois impliquer les coûts associés au déploiement des essais expérimentaux. Une validation préliminaire de la méthode de prédiction de la distance résiduelle a été possible grâce au modèle numérique du véhicule prototype présenté à la section précédente. Ce modèle a donc été conçu en collaboration avec d'autres étudiants du CTA, notamment Nicolas Denis et Karol Philippe Angarita [25] et [77]. Implanté dans Matlab, il permet de simuler la consommation d'énergie engendrée, à tout instant d'un profil de vitesse donné. Pour ce faire, le modèle doit tenir compte des forces mécaniques à combattre en fonction du profil de vitesse ainsi que des pertes résultantes dans la chaîne de traction électrique. Les équations relatives aux facteurs influençant l'indice d'énergie présentées au chapitre 2 ont donc été traduites sous la forme d'un modèle Matlab/Simulink. Le modèle peut être divisé en deux parties soit les sous-modèles mécanique et électrique (figure 4.3).

Du côté mécanique, la force de la résistance aux roulements a été obtenue par les équations (2.2) et (2.4) où les trois coefficients d'ordre supérieur ont été déterminés de façon expérimentale pour le véhicule prototype en question. La force aérodynamique quant à elle a été modélisée à partir de l'équation (2.5). Ces deux forces mécaniques sont calculées directement à partir du profil de vitesse donné. La combinaison de ces forces à la force d'accélération nécessaire pour passer d'une vitesse à une autre dans un temps donné permet de déterminer le couple requis au moteur électrique, représentant l'entrée du sous-modèle électrique.

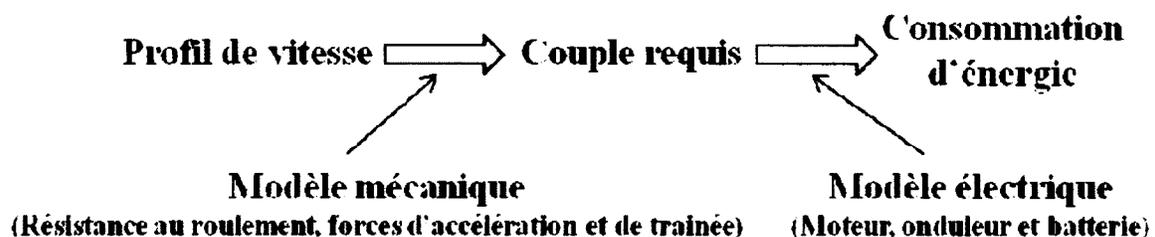


Figure 4.3 Représentation schématique du modèle numérique d'un véhicule électrique

À partir de cette valeur de couple, le courant au stator de la machine est obtenu par l'équation (2.12) tandis que les pertes par hystérésis, les pertes par courant de Foucault et les pertes cuivre engendrées dans la machine électrique sont obtenues respectivement selon les équations (2.13), (2.14) et (2.15). Au niveau de l'onduleur, les pertes par conduction proviennent des équations (2.21) et (2.22), les pertes par commutation découlent des équations (2.25) et (2.26) puis les pertes par recouvrement sont obtenues par l'équation (2.27). Pour ce qui est de la batterie, le modèle utilisé a été décrit par [77]. Il est basé sur le modèle de [51] illustré à la figure 2.12 puis a été adapté afin de tenir compte de la température selon [52]. Finalement, le simulateur de ce véhicule électrique prototype a été décrit en détail par [25].

4.2.1 Validation du modèle numérique d'un véhicule électrique

La première approche empruntée afin de valider ce modèle fut l'installation du véhicule prototype sur un banc de test dynamométrique. Malheureusement, les résultats n'ont pas permis de valider le simulateur en raison de l'incertitude de certaines mesures physiques. Par exemple, le contact entre la roue propulsant le véhicule et le rouleau du dynamomètre était différent d'un contact sur route. La force de résistance aux roulements s'en trouve modifiée et influence considérablement le couple requis au moteur pour un profil de vitesse donné.

La seconde étape fut la validation des résultats issus du simulateur par des essais expérimentaux sur route. En comparant la consommation réelle à celle estimée par le simulateur, il est possible d'estimer la précision du modèle. La figure 4.4 démontre les résultats obtenus lors d'un essai expérimental avec un profil de vitesse variant de 0 à 95 km/h. On remarque immédiatement que l'état de charge estimé par le simulateur est très optimiste par rapport à la valeur réelle, bien que la forme des signaux soit comparable. La différence peut être attribuée d'une part, à une sous-estimation des forces de la résistance au roulement. Les coefficients obtenus pour l'équation (2.4) ne semblent pas permettre au modèle de représenter adéquatement la réalité. Ceux-ci ont été réajustés sans toutefois améliorer les résultats de façon significative. Aussi, un courant de moteur I_d non nul a été observé à base vitesse, engendrant des pertes d'énergie non négligeables. Sachant que, pour un moteur à pôles lisses, ce courant ne contribue pas au couple et qu'il est uniquement nécessaire lors du défluxage à haute vitesse, il est contradictoire d'observer ce courant à basse révolution. On a observé ce comportement sur l'onduleur obtenu d'un premier fournisseur où il s'avérait

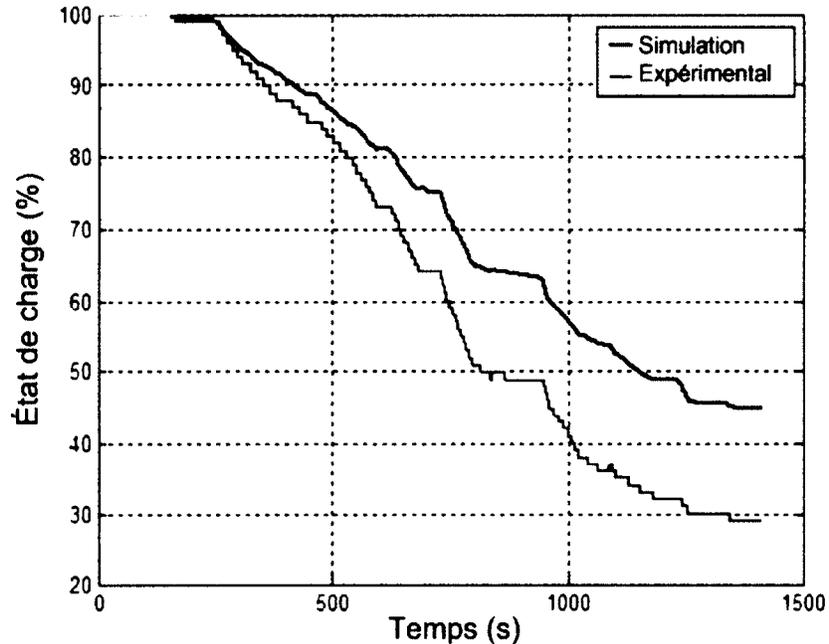


Figure 4.4 Comparaison de l'évolution de l'état de charge en simulation et de façon expérimentale [25]

que la composante I_d ne pouvait pas être éliminée. Récemment, des validations expérimentales ont été effectuées avec un onduleur provenant d'un second fournisseur et le simulateur semble représenter davantage les résultats obtenus expérimentalement. Dans tous les cas, la faible précision démontre la complexité d'un véhicule électrique et indique la difficulté possible liée à la prédiction de la distance résiduelle.

Malgré la différence de résultats entre le simulateur et le véhicule prototype initial, l'étude s'est poursuivie sur la base de ce modèle afin de vérifier la méthode gauche-droite en simulation, et ce, pour deux raisons. Premièrement, le véhicule expérimental est à l'état de prototype et quelques incertitudes demeurent en ce qui concerne le fonctionnement de certaines composantes, tel que l'onduleur. Ces incertitudes devront être éliminées avant de mener le véhicule à un stade de production. Ainsi, le modèle numérique pourrait mieux représenter le produit fini. Deuxièmement, la méthode gauche-droite ne dépend pas à priori d'informations sur le véhicule et sur sa consommation d'énergie. Effectivement, la valeur de distance résiduelle prédite dépend plutôt des parcours antérieurs et des consommations d'énergie associées. Les résultats expérimentaux ne seront donc pas biaisés si le modèle numérique ne représente pas parfaitement le prototype expérimental. Pour ces raisons, le modèle sera jugé comme utilisable pour la vérification de la méthode gauche-droite.

4.3 Validation de la méthode gauche-droite par simulations

Afin d'évaluer la précision de la méthode de prédiction proposée, il est nécessaire de sélectionner différents trajets à partir desquels il pourrait être possible de comparer la distance résiduelle réelle à celle prédite. La série de cycles de conduite présentée par [78] pourrait s'avérer un bon point de départ. Par contre, ces cycles de conduite contiennent uniquement l'information liée à la vitesse du véhicule et ne proposent aucune donnée relative à l'environnement géographique, pourtant nécessaire à l'application de la méthode gauche-droite. Cette méthode ne peut donc pas être validée uniquement à partir de ces cycles de vitesse. La validation par simulation a finalement été rendue possible grâce à une recherche entreprise à l'Université de Winnipeg [66]. Cette étude avait comme principal objectif de caractériser les habitudes de conduite d'utilisateurs de véhicules hybrides branchables. Durant plus d'un an, la vitesse et la position GPS d'une soixantaine de véhicules ont été enregistrées afin de relever les habitudes de différents types de conducteurs. Les données recueillies lors de cette recherche sont téléchargeables gratuitement sous la forme d'un ensemble de fichiers Excel, contenant chacun l'information de tous les parcours effectués par un conducteur. L'auteur de ce mémoire tient à remercier la générosité de l'équipe de recherche du professeur Eric Bibeau de l'Université de Winnipeg pour le partage et la transparence de ces informations.

4.3.1 Partitionnement de parcours en trajets

À partir de cette volumineuse base de données, les parcours d'un participant choisi au hasard ont été importés dans le logiciel Matlab. Afin d'épurer les nombreux parcours obtenus et d'identifier des parcours correspondants aux mêmes trajets, l'algorithme de « similarité de parcours » décrit dans [70] a été utilisé. Cet algorithme permet de partitionner différentes traces de positions GPS en trajets correspondants. En résumé, la stratégie consiste à calculer, pour chaque combinaison possible de parcours, la distance moyenne entre chaque position GPS. Une matrice de similarité est construite contenant cette distance moyenne pour chacune des combinaisons. Deux parcours dont la distance se trouve sous un seuil prédéterminé seront considérés comme ne faisant qu'un trajet. De plus, une précaution est prise afin de ne pas inclure dans la même partition le parcours du point A au point B avec le parcours inverse (du point B au point A). Afin d'accélérer le calcul de la matrice de similarité, il a été choisi

d'utiliser une distance euclidienne point à point plutôt qu'une distance point à ligne telle que suggérée dans [70]. Pour les trajets considérés, cette simplification avait un faible impact sur la matrice de similarité. En utilisant cette méthode, 13 parcours d'intérêt ont été identifiés, représentant trois trajets distincts illustrés à la figure 4.5. Ce partitionnement s'accorde avec la proposition de [70] selon laquelle les parcours de tous les jours peuvent être résumés par des trajets fréquents. Sur la figure 4.5, il est très difficile de différencier chacun des parcours puisqu'ils se chevauchent la plupart du temps.

4.3.2 Simulation de la méthode gauche-droite

La stratégie de reconnaissance de manœuvres de conduite présentée au chapitre 3 ne peut être directement appliquée puisque l'information concernant l'angle de braquage n'est pas présente dans la base de données. Cette stratégie a donc été adaptée pour détecter des événements à partir de positions GPS. À noter que la position incluse dans la base de données est relative à la position de départ. C'est-à-dire que chacun des parcours débute à la position initiale 0-0. Cet aspect doit être mentionné puisqu'il rend l'utilisation d'une carte globale impossible. De la même manière, la méthode basée sur l'angle de braquage nécessite, pour qu'un virage soit identifié, un changement de vitesse accompagné d'un changement d'orientation. L'orientation

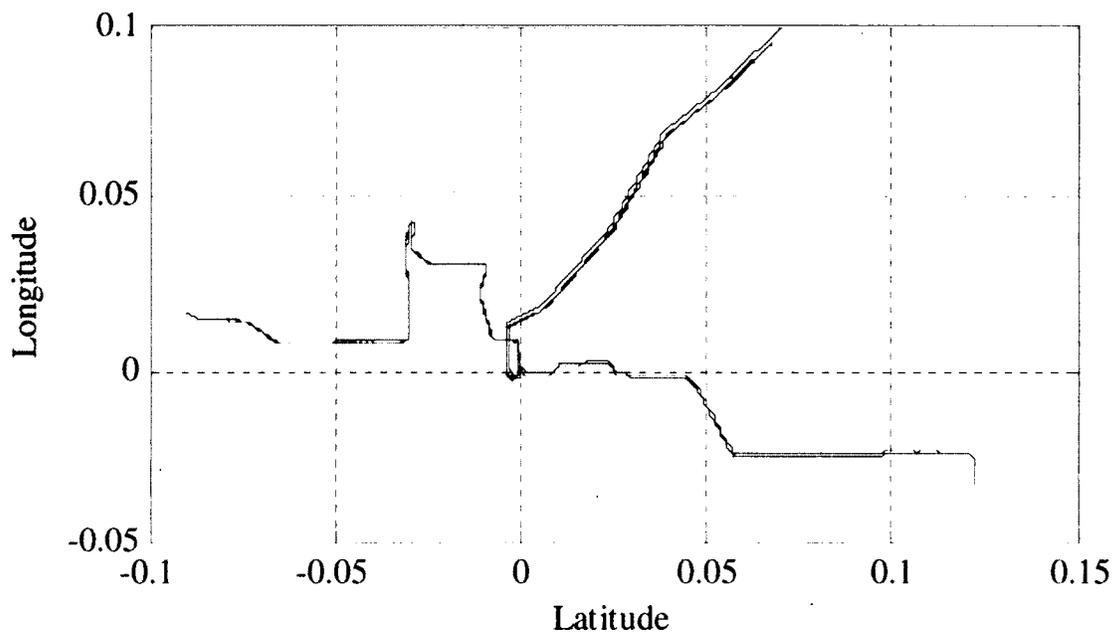


Figure 4.5 Positions GPS de 13 parcours d'intérêt

du véhicule est obtenue en comparant les dernières positions entre elles et en appliquant au résultat un filtre à moyenne mouvante. La figure 4.6 illustre l'exemple d'un virage à droite remplissant ces deux critères et identifié par le système. Décrite en détail au chapitre 3, la méthode gauche droite permet de distinguer les différentes manœuvres reconnues au cours du trajet représenté par la figure 4.7. Les points noirs et blancs représentent respectivement les virages à gauche et à droite.

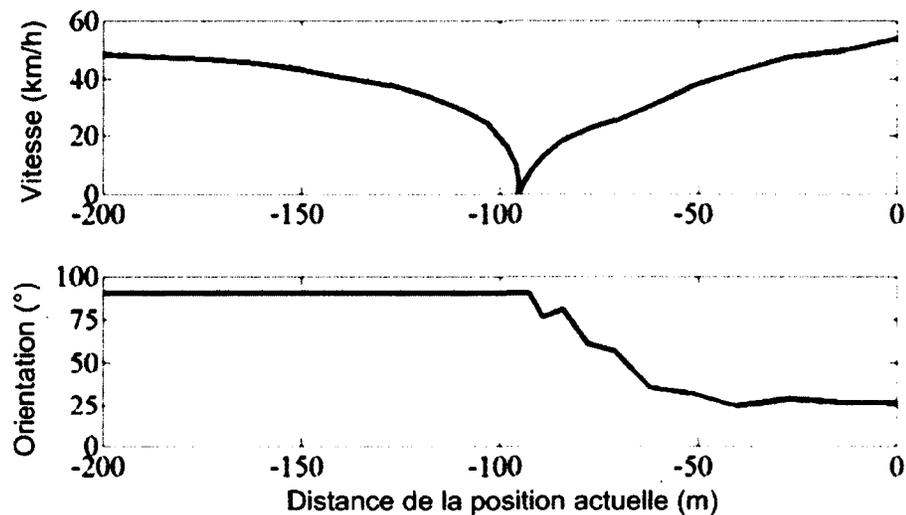


Figure 4.6 Exemple d'un virage à droite basé sur la position GPS et la vitesse du véhicule

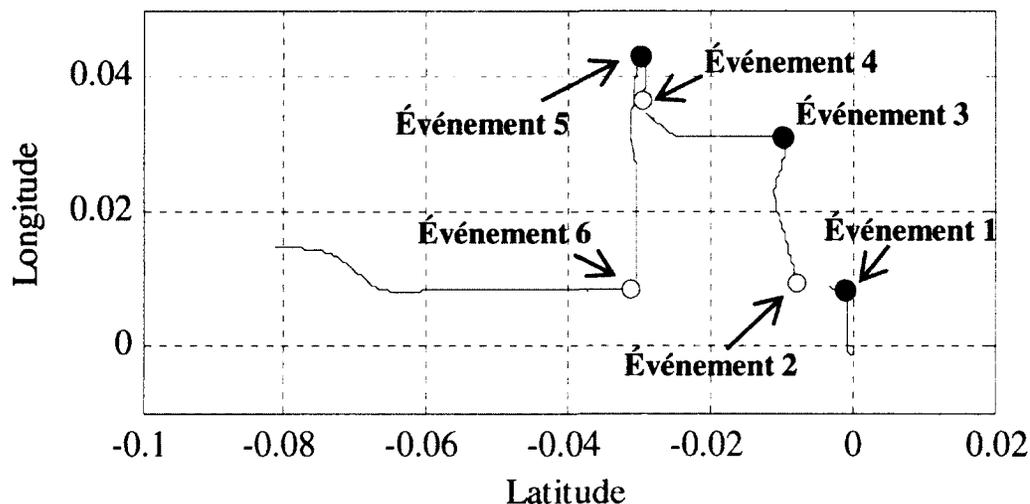


Figure 4.7 Position GPS d'un parcours avec les manœuvres identifiées en simulation

Afin de prédire la distance résiduelle, l'information concernant la consommation d'énergie est aussi requise. Puisqu'elle n'était pas incluse dans les données de la recherche de l'Université du Manitoba et sachant que la Prius de Toyota n'a pas la même masse, ni le même comportement aérodynamique que le Spyder de BRP, le modèle de véhicule électrique décrit dans la section précédente a été utilisé afin d'estimer la consommation d'énergie lors de ces 13 différents parcours. Prenant en entrée les profils de vitesse associés à ces parcours, ce modèle permet d'estimer l'état de charge de la batterie et par conséquent la consommation d'énergie. À noter que le niveau de charge minimal a été fixé à 30 %, selon les recommandations du fournisseur de la batterie, dans l'optique de prolonger sa durée de vie.

Tout est maintenant en place pour effectuer la validation. Les 13 parcours identifiés sont présentés successivement au module Matlab implémentant la méthode gauche-droite. Ce module enregistre les informations relatives aux différents parcours et effectue les prédictions comme il le ferait pour un véhicule réel. Lorsque le trajet de la figure 4.7 est, en simulation, parcouru plusieurs fois, la méthode gauche-droite considère le trajet comme un parcours fréquent et la prédiction de la distance résiduelle peut être améliorée, tel que l'indique la figure 4.8. La courbe noire de la figure 4.8 représente la distance résiduelle réelle sur laquelle une prédiction doit être effectuée.

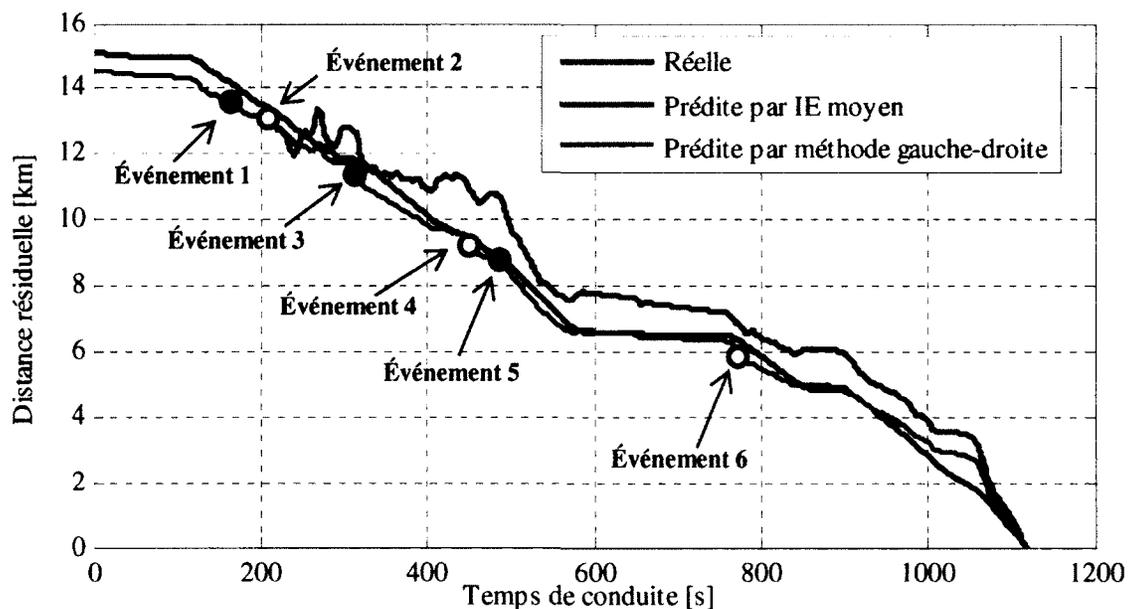


Figure 4.8 Prédiction de la distance résiduelle sur un parcours en simulation

Cette série de points est calculée en identifiant tout d'abord le moment où l'état de charge minimal (30 %) est atteint, correspondant à une panne d'énergie. À partir de ce point, la vitesse est intégrée en direction du début du trajet de façon à déterminer la distance résiduelle réelle à tout instant du parcours. La ligne verte représente la prédiction de la distance résiduelle obtenue avec la technique d'indice d'énergie moyen. Cette courbe est la même que celle présentée à la figure 2.2. Finalement, la courbe rouge représente la prédiction de la distance résiduelle basée sur la méthode gauche droite.

4.3.3 Analyse des résultats en simulation

À partir des résultats obtenus en simulation et illustrés à la figure 4.8, il est possible d'évaluer la précision de la prédiction obtenue avec la méthode gauche-droite, comparativement à la prédiction par indice d'énergie moyen. Cette précision est facilement observable à l'endroit où les événements 4 et 5 ont été reconnus. En examinant la série de manœuvres identifiées, on remarque que ces deux événements représentent les deux manœuvres les plus au nord sur la carte de la figure 4.7. Puisqu'à ce point la prédiction basée sur l'indice d'énergie moyen surestime la distance résiduelle réelle d'environ 2 km, on peut conclure que l'indice d'énergie moyen ne représente pas correctement l'indice d'énergie futur. Ceci est un bon cas de figure où l'information relative aux parcours antérieurs permet d'améliorer la prédiction en effectuant d'abord une prédiction de trajet.

Afin de comparer quantitativement les deux stratégies de prédiction, l'erreur absolue moyenne (EAM) est calculée en utilisant l'équation (4.1). Cette mesure permet d'évaluer la précision d'une prédiction et est ici utilisée afin de trouver l'erreur absolue moyenne entre la distance résiduelle réelle et la distance résiduelle prédite.

$$EAM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |DR_{\text{reelle}_i} - DR_{\text{predite}_i}| \quad (4.1)$$

Les erreurs absolues moyennes obtenues par les deux méthodes de prédictions pour chacun des 13 parcours d'intérêts sont présentés au tableau 4.1. Parmi les étiquettes de la colonne parcours, les trajets sont représentés à l'aide d'une lettre tandis qu'un chiffre indique le nombre de fois où ces trajets ont été parcourus. L'exemple spécifique de la figure 4.8 illustre

Tableau 4.1 Comparaison des erreurs absolues moyennes obtenues sur 13 parcours en simulation

Parcours	EAM par IE moyen (m)	EAM par Gauche-Droite (m)	Amélioration
A-1	1510	1510	0,0 %
A-2	1021	741	27,4 %
A-3	1324	585	55,8 %
A-4	1286	1415	-10,0 %
A-5	927	470	49,3 %
A-6	1000	299	70,1 %
A-7	1321	451	65,9 %
B-1	1360	1360	0,0 %
B-2	1415	783	44,7 %
B-3	1181	819	30,7 %
B-4	1915	659	65,6 %
C-1	1916	1916	0,0 %
C-2	1886	1324	29,8 %

le parcours A-7 soit le septième parcours du trajet A. Au cours de ce parcours, la méthode de prédiction par indice d'énergie moyen résulte en une erreur absolue moyenne de 1321 m face à 451 m seulement pour la méthode gauche-droite. Ceci indique une diminution de l'EAM de 870 m, soit une amélioration de 65,9 % de la prédiction en utilisant la méthode proposée dans ce mémoire. Cette amélioration est très intuitive puisque la courbe rouge correspond beaucoup mieux à la courbe noire que le fait la verte.

De par le tableau 4.1, on remarque que la méthode gauche-droite ne peut améliorer la prédiction lors du premier parcours de chacun des trajets. Ceci est logique puisque la méthode n'est pas en mesure de prédire le parcours à venir. Par contre, pour l'ensemble des parcours subséquents sur chacun des trajets, la prédiction a bénéficié d'une amélioration moyenne de 42,9% en utilisant la nouvelle méthode. Cette amélioration est considérable et démontre qu'utiliser l'information recueillie lors de parcours antérieurs permet effectivement d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle du parcours actuel d'un véhicule électrique. Il est aussi important de noter que l'algorithme de corrélation des différents parcours a fonctionné parfaitement, permettant d'associer les 13 parcours à leur trajet respectif. De plus, dans la majorité des cas où le trajet a été parcouru auparavant, la prédiction obtenue à partir de la méthode avec indice d'énergie moyen est toujours améliorée lorsque adjointe de la méthode gauche-droite. Seul le parcours A-4 fait exception à cette règle avec une dégradation de la prédiction qui est bien en dessous de l'amélioration moyenne apportée.

4.4 Validation expérimentale

4.4.1 Réalisation sur prototype

Afin d'évaluer les performances de la méthode gauche-droite en situation réelle, celle-ci a été implémentée par un modèle Simulink puis téléchargée dans le contrôleur OPAL-RT du véhicule. Des blocs Simulink peuvent être utilisés afin de récupérer certaines fonctions Matlab. Par contre la très grande majorité des fonctions ont du être adaptées, afin de permettre leur réutilisation. Sans entrer dans les détails techniques de l'implémentation, la figure 4.9 illustre un de ces blocs Simulink faisant le lien à une fonction Matlab. À titre de rappel, l'architecture globale de la méthode gauche-droite peut être observée à la figure 3.3. Ce bloc permet donc d'effectuer la corrélation entre le parcours courant et les parcours antérieurs. À noter le signal de rétroaction nommé « correlationVector » qui permet au vecteur de corrélation de se construire tout au long du parcours. Cette façon de travailler est beaucoup moins intuitive que l'utilisation des variables globales dans Matlab. De plus, les blocs de mémoires Simulink n'étaient pas supportés dans le *framework* logiciel du contrôleur OPAL-RT.

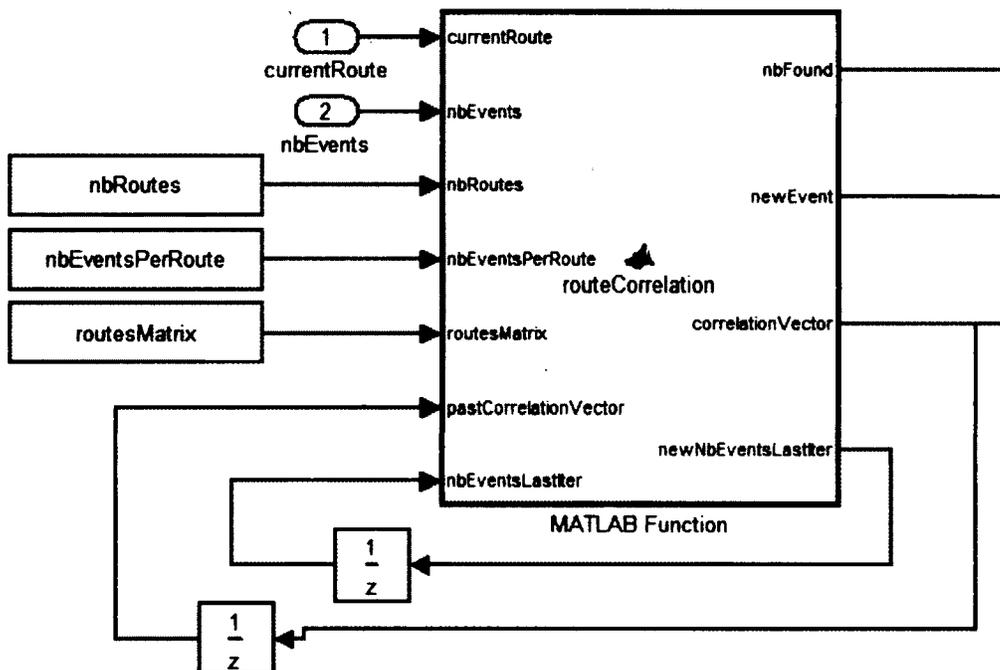


Figure 4.9 Implémentation Simulink du module de corrélation de route

Cette difficulté ainsi que quelques autres ont finalement été surmontées afin de rendre possible l'implémentation de la méthode gauche-droite au véhicule prototype.

4.4.2 Essais expérimentaux

Un trajet avec différentes sections représentatives (urbaine, artérielle et autoroute) a été sélectionné, avec le Centre des Technologies Avancées comme point de départ, puis parcouru à trois reprises afin de valider le concept. Lors de l'expérimentation, la valeur prédite par la méthode d'indice d'énergie moyen ainsi que celle prédite par la méthode gauche-droite étaient toutes deux transmises au conducteur par le biais d'une interface humain-machine. Ces différentes valeurs, provenant du modèle Simulink implanté au contrôleur Opal-RT, étaient relayées à l'afficheur par le biais du réseau CAN du véhicule. Un système de positionnement global (GPS) externe a été utilisé afin de retracer les coordonnées du parcours sur une carte. Les données reçues par cet appareil n'ont pas été utilisées par l'algorithme de prédiction. Rappelons ici que seuls la vitesse du véhicule et l'angle de braquage sont nécessaires afin d'identifier les manœuvres de conduite. Par contre, ce signal de position a été utilisé pour le post-traitement des données, afin de valider la position des manœuvres identifiées, tel qu'indiqué à la figure 4.10. Puisque la vitesse du véhicule n'était pas directement disponible

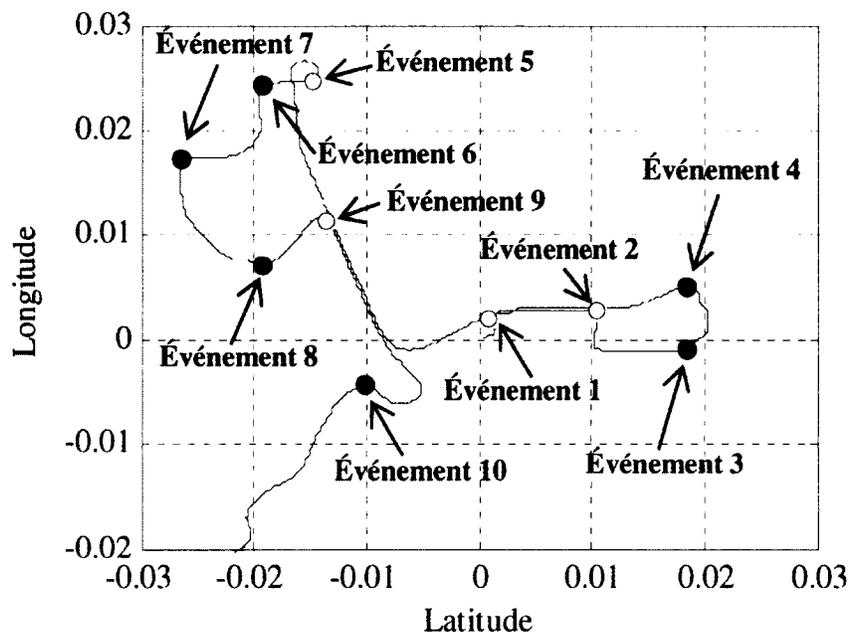


Figure 4.10 Position GPS d'un parcours expérimental avec les manœuvres identifiées

dans le fichier fourni par le système de positionnement externe, elle a été extraite à partir des positions GPS, puis utilisée afin de synchroniser les données recueillies par ce GPS à celles provenant du véhicule.

4.4.3 Analyse des résultats expérimentaux

Durant le premier parcours de ce trajet, il était évidemment impossible de prédire le trajet à venir, mais les manœuvres de conduite ont été enregistrées ainsi que la consommation entre chacune d'entre elles. Lors du second et du troisième trajet, la méthode de prédiction proposée offrait une diminution d'erreur absolue moyenne de respectivement 35,1 % et 78,9 % par rapport à la méthode avec indice d'énergie moyen, tel qu'indiqué dans le tableau 4.2. La distance résiduelle prédite lors de ce dernier parcours est observable sur la figure 4.11. Encore une fois, on remarque la justesse de la prédiction lors de la reconnaissance de la troisième manœuvre, un virage à gauche sur le campus de l'Université de Sherbrooke. À cet instant, la méthode d'indice d'énergie moyen est très pessimiste puisque la côte menant du CTA à l'Université de Sherbrooke engendre une forte consommation d'énergie. La méthode gauche-droite s'avère utile sur ce type de trajets où l'indice d'énergie moyen initial n'est pas représentatif de la consommation sur l'ensemble du trajet.

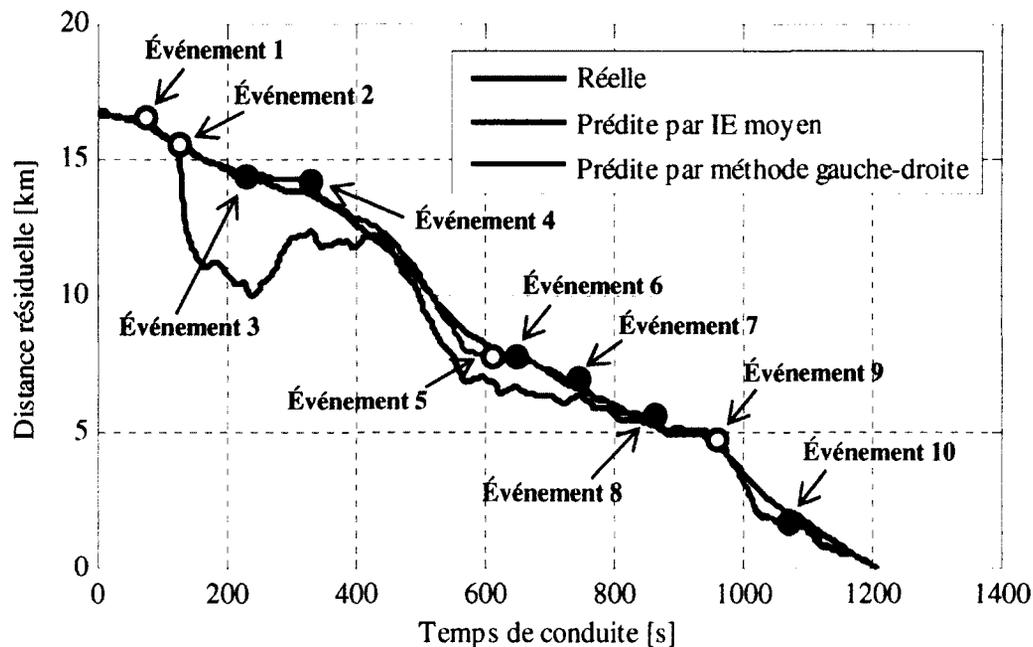


Figure 4.11 Prédiction de la distance résiduelle lors d'un parcours expérimental

Tableau 4.2 Comparaison des erreurs absolues moyennes obtenues sur 3 parcours expérimentaux

Parcours	EAM par IE moyen (m)	EAM par Gauche-Droite (m)	Amélioration
A-1	1094	1094	0,0 %
A-2	1264	820	35,1 %
A-3	1085	229	78,9 %

Finalement, afin d'estimer la précision de cette méthode lorsqu'appliquée à un véhicule offrant une autonomie considérablement plus élevée, le pourcentage d'erreur absolu moyen (PEAM), une indication de l'erreur relative, devrait être utilisé à la place de l'erreur absolue moyenne (équation (4.1)). Effectivement, on ne peut comparer l'erreur absolue moyenne applicable à la distance résiduelle d'un véhicule possédant une autonomie d'une trentaine kilomètres à celle d'un second véhicule possédant une autonomie de quelques centaines de kilomètres.

$$PEAM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{DR_{reelle_i} - DR_{predite_i}}{DR_{reelle_i}} \right| \quad (4.2)$$

Les résultats obtenus par les deux méthodes de prédiction sont présentés au tableau 4.3. Ainsi, la moyenne du pourcentage d'erreur absolue moyenne pour l'ensemble des deux derniers parcours sur ce même trajet était de seulement 4,9 % en utilisant la méthode gauche-droite. Ce résultat est très acceptable compte tenu de la diversification des types de routes parcourus lors de ce trajet. Finalement, en termes de pourcentage d'erreur absolue moyenne, la méthode gauche-droite a offert une prédiction en moyenne 3.2 fois plus précise que la méthode par indice d'énergie moyen lors des deux derniers parcours.

Tableau 4.3 Comparaison des pourcentages d'erreur absolue moyenne obtenus sur 3 parcours expérimentaux

Parcours	PEAM par IE moyen	PEAM par Gauche-Droite	Facteur de précision
A-1	13,1 %	13,1 %	1
A-2	11,4 %	7,4 %	1,5
A-3	11,2 %	2,3 %	4,9

4.5 Conclusion

Ce chapitre a d'abord présenté le véhicule électrique prototype ayant servi à valider la méthode gauche-droite. Un modèle numérique de ce véhicule a été établi en collaboration avec le groupe de recherche et la comparaison a été effectuée entre la consommation d'énergie par essais expérimentaux et par simulation. Bien que les résultats ne coïncidaient pas parfaitement, il a été jugé approprié d'utiliser ce modèle afin d'effectuer des essais préliminaires quant à la méthode de prédiction. Il a été observé qu'à partir du deuxième parcours sur un même trajet, la méthode gauche-droite permet une amélioration moyenne de 42,9 % face à la méthode de prédiction par indice d'énergie moyen. Cette amélioration a été possible pour l'ensemble des essais effectués. Par contre, une étude plus étoffée pourrait être menée afin de vérifier si ces résultats sont viables statistiquement. Finalement, les résultats expérimentaux ont eux aussi supporté le haut niveau de précision de la méthode gauche-droite qui a offert un pourcentage d'erreur absolue moyenne aussi bas que 4,9 % à partir du deuxième parcours d'un trajet.

CHAPITRE 5

Conclusion

Les travaux de recherche décrits dans ce mémoire avaient comme objectif d'identifier puis de proposer une technique permettant de réaliser la prédiction de la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Autrement dit, la technique devait pouvoir répondre le plus précisément possible à la question suivante : « Quelle distance sera-t-il possible au véhicule de parcourir avec l'énergie disponible? » Cette recherche a principalement été motivée par l'existence attestée d'un sentiment faisant office de barrière socio-technologique au développement du marché des voitures électriques : l'angoisse de l'autonomie. Cet état psychologique réel a été reconnu chez les utilisateurs de véhicules électriques pour la première fois dans les années 1990. Des indicateurs de distance résiduelle ont été installés sur différents véhicules électriques afin de tenter de limiter ce sentiment de crainte. Tel que mentionné au chapitre 1, lorsqu'une valeur de distance non fiable est indiquée au conducteur, elle accentue la peur de ce dernier face à la panne d'énergie. Par contre, en offrant au conducteur une information précise et fiable sur la distance qu'il lui sera possible de parcourir avec son véhicule, il est possible de limiter son « angoisse de l'autonomie ». De plus, ceci permet aussi de limiter la probabilité d'occurrence de la panne elle-même, renforçant de la sorte, le lien de confiance existant entre le conducteur et cette nouvelle technologie automobile. Finalement, cette information permet à l'utilisateur d'utiliser de façon optimale l'autonomie limitée de son véhicule électrique ce qui représente actuellement la seconde barrière liée au développement commercial des véhicules électriques. À la fin de la lecture de ce mémoire, il devient évident que les efforts menant au développement d'une technique de prédiction de la distance résiduelle ne peuvent que profiter à la technologie de l'automobile électrique et à sa communauté d'utilisateurs.

Les deux premiers chapitres de cet ouvrage ont servi à amener le sujet de recherche et à mettre l'emphase sur le réel défi qu'il représente. Un bref historique lié au développement des voitures électriques a été dressé dans le but d'illustrer le problème concret posé par l'angoisse de l'autonomie sur le conducteur. Ensuite, le concept d'indice d'énergie a été introduit puis repris tout au cours de cet ouvrage. La méthode de prédiction par indice d'énergie moyen a été introduite : elle s'est avérée la méthode de prédiction la plus simple à utiliser. Les nombreux

facteurs influençant l'indice d'énergie d'un véhicule électrique ont été détaillés, d'une part pour bien saisir la problématique, mais également afin de permettre la modélisation numérique d'un véhicule électrique. L'état de la recherche scientifique sur la prédiction de la distance résiduelle pour véhicules électriques a brièvement été décrit. Finalement, une courte description d'une méthode de prédiction basée sur des techniques d'intelligence artificielle a été énoncée au chapitre 2. Les essais de cette méthode ont mené au développement d'une stratégie de partage de puissance pour la motorisation d'un véhicule hybride dont les résultats présentés dans notre publication [63].

Le chapitre 3 a présenté en détail la méthode « gauche-droite » permettant de prédire la distance résiduelle d'un véhicule électrique en réalisant d'abord une prédiction du trajet à venir. Premièrement, des manœuvres de conduite tel que les virages à gauche et à droite sont reconnues afin de comprimer les données utiles provenant du bus CAN d'un véhicule en déplacement. Cette idée a été inspirée des systèmes d'aide avancée à la conduite puis adaptée pour être soumise à un usage tout à fait différent. Le choix d'utiliser les virages comme manœuvres de conduite fut motivé par la capacité de ceux-ci à bien représenter l'aspect géographique d'un trajet, marquant notamment la distinction entre les différentes routes le composant. En enregistrant cette séquence de manœuvres lors d'un parcours puis en les comparant aux séries de manœuvres associées aux parcours précédents, il est possible de déterminer si ces parcours sont similaires et s'ils composent ainsi un trajet fréquemment suivi. À l'aide de cette information, il est possible d'utiliser les valeurs de consommation d'énergie des parcours antérieurs de ce trajet afin d'améliorer la prédiction de la distance résiduelle actuelle.

Les résultats en simulation puis expérimentaux liés à l'utilisation de cette méthode ont été présentés au chapitre 4. Ce chapitre a d'abord introduit le véhicule prototype ainsi que son modèle numérique, qui ont été utilisés tout au cours de cette recherche. La validation par simulation a été réalisée avec les résultats d'une recherche effectuée à l'Université de Winnipeg [66] afin d'évaluer le comportement de conduite d'utilisateurs de véhicules hybrides. Les résultats tant en simulation qu'expérimentaux démontrent de manière significative que la méthode gauche-droite proposée permet d'améliorer la prédiction effectuée en utilisant l'indice d'énergie moyen, et ce, pratiquement à chaque fois qu'un trajet a

déjà été parcouru. À partir du second parcours sur un trajet, une amélioration de précision moyenne de 45 % a été observée. Par exemple, lors du troisième trajet effectué lors de la validation expérimentale, 10 événements ont été identifiés par la méthode gauche-droite. L'identification de ces événements a permis à la nouvelle méthode d'offrir une erreur absolue moyenne de 229 m ainsi qu'un pourcentage d'erreur absolue moyenne aussi bas que 2,3 %. Ceci est une amélioration de 78,9 % par rapport à l'erreur moyenne de 1085 m obtenue par la méthode avec indice d'énergie moyen. Ces résultats permettent de répondre à la question initiale de recherche : il est effectivement possible, en utilisant la méthode gauche-droite proposée, de prédire de façon très précise la distance résiduelle d'un véhicule électrique. Toutefois, il n'est possible d'atteindre ce niveau de précision que dans la mesure où le parcours actuel a été parcouru auparavant. Aussi, une étude plus élaborée pourrait être menée afin de valider la viabilité statistique de l'algorithme. Il serait intéressant de comparer la méthode gauche-droite avec d'autres méthodes plus avancées que celle par indice d'énergie moyen.

La technique originale présentée offre plusieurs autres avantages. D'une part, elle peut être implémentée à tout type de véhicule routier en utilisant uniquement la vitesse du véhicule et l'angle de braquage comme référence. Ceci élimine la nécessité d'ajouter du nouvel équipement au véhicule, tel un GPS, limitant de la sorte les coûts rattachés à l'achat et à la main-d'œuvre. La méthode ne dépend ni d'un système de positionnement global qui peut être inopérable dans certaines situations, ni de l'entrée d'information par un utilisateur qui peut rapidement s'en lasser. La technique gauche-droite rend donc la voiture autonome, en ce qui a trait à la prédiction de la distance résiduelle. De plus, cette méthode est relativement simple et requiert peu d'espace de mémoire grâce au fort taux de compression lié à la détection de manœuvres de conduite. Aussi, la méthode proposée ne nécessite pas beaucoup de temps de calcul puisque la corrélation de parcours est entreprise seulement lorsqu'un nouvel événement est détecté.

5.1 Perspectives de recherche et travaux futurs

La technique de prédiction de distance résiduelle proposée est originale bien qu'elle demeure encore au stade de recherche. Cette section finale débutera par l'énumération de certaines

améliorations possibles de la méthode gauche-droite. Ensuite, divers éléments connexes à la prédiction de la distance résiduelle seront indiqués. La conclusion permettra d'avancer quelques perspectives d'application de la technique de prédiction du trajet.

5.1.1 Pistes d'amélioration de la méthode gauche-droite

Le chapitre 4 démontre que la méthode gauche-droite permet de créer un modèle de trajet fonctionnel, rendant possible une prédiction précise de la distance résiduelle. Tout de même, quelques idées concrètes pourraient être envisagées afin d'améliorer la méthode. D'une part, il serait intéressant d'évaluer si l'enregistrement de la consommation d'énergie, à distances fixes comme à tous les kilomètres, pourrait être un avantage. Cette information pourrait s'avérer utile, notamment lorsqu'une longue distance sépare deux manœuvres de conduite. Sur l'ensemble des parcours considérés en simulation et en expérimentation, l'indice d'énergie moyen de chacun des tronçons représentait bien l'ensemble du tronçon. Par contre, lors d'un trajet où une très grande distance peut être parcourue sur une même route, l'indice d'énergie moyen pourrait être moins représentatif. Un projet alternatif permettant d'améliorer la prédiction lors des tronçons de longue distance serait d'introduire un concept de ratio sur l'indice moyen lors d'un tronçon. En plus de calculer l'indice d'énergie futur moyen à partir du début du tronçon avec l'équation (3.7), on pourrait à l'avance calculer un deuxième indice d'énergie moyen, celui-ci à partir de la fin du tronçon. Au cours du tronçon, l'indice utilisé pour effectuer la prédiction pourrait être adapté progressivement du premier indice au second.

Un aspect non négligeable lié à l'utilisation de la méthode est la limitation minimale du temps de calcul requis pour effectuer la corrélation du cycle actuel aux cycles antérieurs. Pour les parcours considérés lors de la validation, la matrice d'historique contenait relativement peu d'information. Par contre, dans l'optique d'une application commerciale et d'un usage réel, l'historique pourrait contenir des centaines, voire des milliers, de parcours différents. La méthode de corrélation de force brute, soit la comparaison entre le parcours actuel et l'ensemble des parcours antérieurs, pourrait s'avérer fastidieuse. Une alternative possible serait d'effectuer un regroupement des parcours en trajets fréquents de façon hors-ligne, lorsque le véhicule est à l'arrêt. Ce regroupement pourrait diminuer le temps de corrélation de moitié sachant que la majorité des parcours de tous les jours sont sur des trajets fréquemment empruntés [70]. Lorsqu'un trajet fréquent est détecté, il pourrait être intéressant d'examiner la

distribution de consommation pour chacun des parcours sur ce trajet, et ce, pour chacun des tronçons du trajet. Une approche probabiliste permettant d'effectuer la prédiction de la distance résiduelle pourrait donc être favorisée par rapport à la méthode déterministe proposée. Un autre début de solution permettant de diminuer le temps de calcul de la corrélation de parcours serait d'utiliser des techniques de recherche plus sophistiquées ou plus « intelligentes ». Notamment, un arbre décisionnel pourrait être, lui aussi, construit de façon hors ligne puis réutilisé en temps réel afin de déterminer si le parcours actuel a été parcouru auparavant.

Dans le cas d'un historique de conduite plus étoffé, il pourrait être plus ardu de déterminer si un groupe de parcours correspond à un seul trajet. En plus d'utiliser la vitesse du véhicule ainsi que l'angle de braquage comme entrées au système, il pourrait être utile de déterminer si la date actuelle est un jour de semaine ou de fin de semaine ainsi que l'heure de début du trajet. Effectivement, un parcours débutant à 7h30 un jour de semaine est à priori plus susceptible d'appartenir au trajet « de la maison au travail » qu'un parcours débutant à 15h un jour de fin de semaine. L'ajout de cette information dans le processus de décision pourrait assurément permettre une prédiction de trajet encore plus précise. Il serait également très intéressant de considérer un historique de conduite plus étoffé, notamment afin de valider que la stratégie proposée est générale et fonctionne bien lors de situations de conduite non couvertes lors des 13 parcours simulés et des 3 parcours expérimentaux.

Tel qu'indiqué dans la section 3.7.4 (équation (3.9)), il pourrait être avantageux de considérer l'indice d'énergie moyen depuis le début du parcours, et ce, même dans le cas où il a été emprunté auparavant. Cette information, souvent utilisée directement dans la prédiction de la distance résiduelle, pourrait cette fois-ci être comparée aux indices correspondants des parcours antérieurs. Diverses informations pourraient être extraites de cette comparaison, tel que le style de conduite et le niveau de trafic. Cette nouvelle information offrirait au système la possibilité d'améliorer la prédiction en prenant des décisions logiques. Par exemple : « l'indice d'énergie moyen actuel est considérablement plus élevé que celui des parcours antérieurs sur ce même trajet. La prédiction obtenue par l'équation (3.8) devra donc être majorée à la baisse », ou encore : « la séquence de consommation d'énergie du parcours actuel correspond parfaitement à celle obtenue lors du troisième parcours sur ce même trajet. Ce

parcours particulier devra être plus fortement considéré lors du calcul de l'indice d'énergie futur du trajet ». Une autre façon d'ajuster la valeur prédite serait d'adapter les techniques permettant d'identifier le type de route présentées au chapitre 2 [60],[61] et [62] afin de déterminer le style de conduite. Lorsque l'utilisateur adopte une conduite agressive depuis le début du parcours, la prédiction encourue par la méthode gauche-droite pourrait être ajustée.

Cette idée porte la discussion vers un autre aspect intéressant : la combinaison de deux ou plusieurs techniques de prédiction dans le but d'optimiser la prédiction finale. Cet aspect qui n'a pas été décrit lors du mémoire est ici très brièvement introduit. Au cours de la recherche, il a été considéré de combiner deux techniques simples afin d'évaluer le potentiel d'amélioration de la prédiction. Cela revient, dans le domaine de l'apprentissage machine, à *booster* plusieurs apprenants faibles afin d'améliorer les performances de classification. Ici, la combinaison des techniques de prédiction était effectuée en sélectionnant, tout au long du parcours, celle qui semblait offrir le « meilleur » résultat. Par exemple, à un instant donné, la technique A pouvait prédire un indice d'énergie futur de 100 Wh/km quand la technique B en prévoyait 150 Wh/km. Quelques secondes plus tard, l'indice d'énergie était calculé depuis la dernière prédiction puis la technique ayant visé le plus juste, considérant ces quelques derniers mètres, était sélectionnée pour la prédiction jusqu'au prochain cycle de vérification. À priori, il semblerait qu'une telle technique permettrait effectivement d'améliorer la prédiction. Des techniques renommées permettant de combiner l'information de différentes sources pourraient aussi être envisagées, notamment le filtre de Kalman qui permet, entre autres, d'estimer une variable sur un horizon futur [79]. Bien que les essais effectués n'étaient que préliminaires et qu'ils ne permettent pas encore de tirer de conclusion à ce sujet, il pourrait être intéressant de s'y pencher davantage lors d'une recherche future.

5.1.2 Éléments relatifs à la prédiction de la distance résiduelle

La recherche conduite pour ce mémoire portait sur la prédiction de la distance résiduelle pour un véhicule électrique. L'objectif était clair et précis : identifier une méthode permettant d'effectuer cette prédiction avec la meilleure précision possible. Par contre, afin de limiter la crainte du conducteur face à la panne d'énergie, une autre pièce clé doit être ajoutée au système. L'affichage de cette information par le biais d'une interface machine doit aussi être réalisée. Plusieurs considérations doivent être prises en compte afin de transmettre le plus

d'informations possible à l'utilisateur, tout en lui permettant de raffermir sa confiance envers le système. Une fois la valeur de distance résiduelle prédite avec précision, l'option la plus simple est d'afficher directement cette valeur au conducteur. Dans le cadre du projet de recherche, cette option a été favorisée afin d'apprécier directement le résultat de la prédiction. En travaillant ainsi avec le signal brut original, plusieurs fluctuations de valeur ont été remarquées. Serait-il approprié d'ajouter un filtre passe-bas à ce signal de manière à le lisser et le rendre plus fluide? Serait-il envisageable de porter le rafraichissement de la valeur à une période de quelques secondes? Aussi, selon les caractéristiques géographiques du trajet parcouru, il est très probable que la valeur de la distance résiduelle augmente à différents instants. Par exemple, ce phénomène est visible à la figure 4.11 pour la courbe prédite par la méthode d'indice d'énergie moyen. Effectivement, un véhicule électrique descendant une forte pente et profitant de la situation afin de recharger ses batteries offrira un indice d'énergie moyen plus élevé au début qu'à la fin de la descente. Ceci se traduit de façon inverse sur la distance résiduelle : une plus grande distance résiduelle au seuil de la côte qu'à son sommet. Cette distance résiduelle croissante peut sembler contre-intuitive pour un conducteur ayant peu de connaissances de la technologie de véhicule électrique. Donc, serait-il plus approprié de refuser d'augmenter la distance résiduelle lors de l'affichage au conducteur? Finalement, tel qu'illustré par la figure 4.8, la prédiction dans les dernières minutes est légèrement majorée par rapport à la valeur réelle. Suivant l'objectif de limitation de la probabilité d'une panne d'énergie, serait-il souhaitable d'afficher une valeur réduite par rapport la valeur prédite de façon à sécuriser une marge d'erreur? Si oui, à quel niveau doit être fixée cette marge sachant qu'un second objectif de l'indicateur de distance résiduelle est de permettre à l'utilisateur de bénéficier au maximum de l'autonomie limitée du véhicule électrique?

D'autres questions se posent. Doit-on n'afficher qu'une seule valeur, par exemple? Il serait possible, en effet, d'offrir à l'utilisateur une plage possible de distance résiduelle. Les bornes minimales et maximales de cette plage pourraient être déterminées dans le cas d'un parcours presque idéal et pour un parcours très ardu pour la consommation d'énergie. En plus de cette information, la valeur prédite pourrait elle aussi être affichée. Il est important de noter que cette valeur ne représentera pas nécessairement la moyenne de la plage puis qu'elle dépend, elle aussi, du style de conduite ainsi que du type de route.

Un autre point à considérer est que la précision sur la distance résiduelle n'a peut-être pas besoin d'être constante, mais pourrait varier en fonction de l'état de charge des batteries et de la distance qui reste à parcourir. Une étude détaillée pourrait servir à déterminer s'il est avantageux de favoriser une meilleure précision en fin de parcours qu'au début. Ceci pourrait être considéré afin d'ajuster la technique proposée en fonction de l'objectif à réaliser.

Il serait aussi possible au système d'interagir avec l'utilisateur dans le but de le pousser à réduire sa consommation d'énergie. Par exemple, celui-ci pourrait être récompensé par des points de « conduite-experte » lorsqu'il adopte une conduite plus légère et fait bon usage du système de récupération d'énergie en freinant doucement et graduellement. En effet, puisque le système de freinage régénératif ne peut suffire à la demande d'un freinage brusque, un freinage optimal permet de limiter l'utilisation du système de freinage mécanique, augmentant de la sorte l'efficacité énergétique.

Une autre option n'ayant pas été exploitée lors de cette recherche est l'utilisation d'un système de positionnement global. Cette décision fut prise afin de permettre l'étude des possibilités s'offrant à un véhicule lors de la prédiction autonome et sans apport externe de sa distance résiduelle. Par contre, l'utilisation d'un GPS rendrait accessible une multitude de nouvelles opportunités. L'utilisateur pourrait inscrire sa destination, fournissant de la sorte un profil géographique du trajet à parcourir. Le système pourrait décider d'avertir le conducteur s'il prévoit que l'énergie disponible ne sera pas suffisante pour effectuer ce trajet. Aussi, en cours de parcours, le système pourrait inciter l'utilisateur à faire le plein d'énergie à une station de recharge géoréférencée lorsque le niveau d'énergie est trop bas pour atteindre la destination. Connaissant la position exacte d'un véhicule ainsi que sa destination, le système pourrait aller puiser dans une base de données externe afin d'en extraire de l'information relative à la consommation d'énergie que d'autres conducteurs auraient pu atteindre avec le même type de véhicule. Ces fonctionnalités sont assurément très différentes de la solution proposée, mais il faut aussi se rappeler qu'un système de positionnement global n'est pas disponible sur tout véhicule. Notamment, le véhicule considéré lors de cette recherche n'est pas, à la base, équipé d'un tel système.

5.1.3 Autres applications possibles de la méthode gauche-droite

Finalement, la méthode gauche-droite étudiée n'est pas nécessairement confinée à des fins de prédiction de distance résiduelle. Tel que mentionné auparavant, un système permettant d'effectuer la prédiction du trajet pourrait favoriser le développement de véhicules de plus en plus intelligents [70]. Entre autres, cette méthode pourrait très bien être adaptée afin d'optimiser la gestion du partage de puissance pour la motorisation d'un véhicule hybride. Par exemple, lorsqu'un nouveau trajet est parcouru puis que le véhicule s'arrête, l'ordinateur de bord pourrait réévaluer le trajet parcouru afin de déterminer les paramètres de contrôle de partage de puissance idéaux sur ce trajet en utilisant un algorithme d'optimisation. Ces paramètres pourraient être évalués pour chacune des sections, soit chacun des tronçons du parcours. Ensuite, lorsque ce trajet serait répété et que la méthode le détecterait, le contrôleur pourrait réutiliser les paramètres appris afin d'améliorer la consommation d'énergie.

Aussi, la méthode gauche-droite pourrait être adaptée afin d'améliorer les capacités d'un système de freinage régénératif pour véhicules électriques et hybrides. De même, les paramètres de freinage régénératif optimaux pourraient être appris de en mode hors-ligne, suite à un parcours. La matrice d'historique pourrait elle aussi être modifiée afin de contenir l'information géographique d'un trajet. Sachant qu'une pente de forte inclinaison est imminente, le système de récupération d'énergie aurait l'opportunité de se préparer pro activement afin de maximiser l'efficacité de récupération sur cette pente. Pour faire suite à l'explication précédente sur le freinage régénératif, une idée originale impliquerait la mémorisation des endroits où un freinage est régulièrement effectué lors d'un trajet. Cette variation pourrait dénoter la présence d'un arrêt ou d'un changement de vitesse admise. Ainsi, le système pourrait inciter le conducteur à freiner de façon proactive ou même à amorcer une légère récupération d'énergie, sachant que le conducteur n'exige aucune accélération.

En somme, les travaux de recherche présentés lors de ce mémoire pourraient ouvrir les portes à d'autres innovations basées sur la prédiction du trajet, favorisant de la sorte le développement de voitures hybrides, électriques et intelligentes.

LISTE DES RÉFÉRENCES

- [1] J. Romm, "The car and fuel of the future," *Energy Policy*, vol. 34, no. 17, p. 2609–2614, 2006.
- [2] Toyota, "Prius Plug-in Hybrid 2013." [En ligne]. Disponible: <http://www.toyota.com/prius-plug-in>. [Accédé: 16-Juin-2013].
- [3] Chevrolet, "2013 Volt." [En ligne]. Disponible: <http://www.chevrolet.com/volt-electric-car.html>. [Accédé: 22-Juin-2013].
- [4] "Le Fardier à vapeur de Joseph Cugnot, 1770." [En ligne]. Disponible: <http://www.arts-et-metiers.net/musee.php?P=46&id=50&lang=fra&flash=f&arc=1>. [Accédé: 13-Juin-2013].
- [5] "The age of steam." [En ligne]. Disponible: <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/44957/automobile/259060/The-age-of-steam>. [Accédé: 13-Juin-2013].
- [6] "Early electric automobiles." [En ligne]. Disponible: <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/44957/automobile/259061/Early-electric-automobiles>. [Accédé: 13-Juin-2013].
- [7] D. E. Nye, *Electrifying America: Social Meanings of a New Technology*. Mit Press, 1992, p. 86.
- [8] J. R. Stevens, *Pioneers of Electric Railroading Their Story in Words and Pictures*. Electric Railroaders' Association, Inc., 1991, p. 7–8.
- [9] "Siemens presents the world's first electric railway with an external power source." [En ligne]. Disponible: http://www.siemens.com/history/en/news/electric_railway.htm. [Accédé: 13-Juin-2013].
- [10] npr books, "Hailing the History of New York's Yellow Cabs." [En ligne]. Disponible: <http://www.npr.org/templates/story/story.php?storyId=11804573>. [Accédé: 12-Décembre-2013].
- [11] N. Georgano, *The Beaulieu Encyclopedia of the Automobile*. Routledge, 2000.
- [12] "History of Detroit Electric." [En ligne]. Disponible: <http://www.detroit-electric.com/our-story.php>. [Accédé: 15-Juin-2013].
- [13] Benz & CO, "Fahrzeug mit Gasmotorenbetrieb," Brevet no. 374351886.
- [14] R. Bak, *Henry and Edsel: The Creation of the Ford Empire*. 2003, p. 54–63.

- [15] L. Maugeri, *The Age of Oil: The Mythology, History, and Future of the World's Most Controversial Resource*. Praeger, 2005.
- [16] "The U.S. Economy in the 1920s." [En ligne]. Disponible: <http://eh.net/encyclopedia/article/smiley.1920s.final>. [Accédé: 15-Juin-2013].
- [17] "Model T Facts." [En ligne]. Disponible: http://media.ford.com/article_display.cfm?article_id=858. [Accédé: 15-Juin-2013].
- [18] C. Gore, "The global recession of 2009 in a long-term development perspective," *Journal of International Development*, vol. 22, no. 6, p. 714–738, 2010.
- [19] J. D. Hamilton, "Historical Oil Shocks," *Handbook of Major Events in Economic History*, 2010.
- [20] UAW, "2008-2009: Auto industry crisis." [En ligne]. Disponible: <http://www.uaw.org/story/2008-2009-auto-industry-crisis>.
- [21] Tesla Motors, "Model S." [En ligne]. Disponible: <http://www.teslamotors.com/models>. [Accédé: 16-Juin-2013].
- [22] Nissan, "Leaf." [En ligne]. Disponible: <http://www.nissan-global.com/EN/NISSAN/LEAF/>. [Accédé: 16-Juin-2013].
- [23] V. Meşter, "Conception optimale systématique des composants des chaînes de traction électrique.," École centrale de Lille, 2007.
- [24] Battery University, "Electric Vehicle." [En ligne]. Disponible: http://batteryuniversity.com/learn/article/electric_vehicle. [Accédé: 16-Juin-2013].
- [25] N. Denis, M. R. Dubois, K. Angarita Gil, T. Driant, et A. Desrochers, "Range Prediction for a Three-Wheel Plug-in Hybrid Electric Vehicle," *IEEE Transportation Electrification Conference and Expo*, Dearborn, États-Unis, 2012.
- [26] H. Singh, H. S. Bawa, et B. S., "Fuzzy logic approach in determining the range of electric vehicle," in *IEEE Proceedings of 37th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, Lafayette, États-Unis, 1995.
- [27] Southern California Edison Company, "Comments of Southern California Edison Company on the California Public Utilities Commission Staff's White Paper."
- [28] D. U. Eberle et D. R. von Helmolt, "Sustainable transportation based on electric vehicle concepts: a brief overview," *Energy & Environmental Science*, vol. 3, no. 6, p. 689, 2010.

-
- [29] Hybrid Cars, “BMW Reveals i3 Coming This Year.” [En ligne]. Disponible: <http://www.hybridcars.com/bmw-reveals-i3-coming-this-year/>. [Accédé: 19-Juin-2013].
- [30] N. Gordon, “Electric Car Out of Juice? Pray for an Angel.” [En ligne]. Disponible: <http://www.foxnews.com/leisure/2010/09/16/electric-car-juice-pray-angel/>. [Accédé: 19-Juin-2013].
- [31] N. Gordon, “Updated Nissan Leaf ‘Guess-O-Meter’ To Help Cut Range Anxiety?” [En ligne]. Disponible: http://www.greencarreports.com/news/1075195_updated-nissan-leaf-guess-o-meter-to-help-cut-range-anxiety. [Accédé: 19-Juin-2013].
- [32] Consumer Report, “Winter chills limit range of the Tesla Model S electric car.” [En ligne]. Disponible: <http://news.consumerreports.org/cars/2013/02/tesla-model-s-winter-chills-limit-the-electric-cars-range.html>. [Accédé: 19-Juin-2013].
- [33] N. Watrin, B. Blunier, et A. Miraoui, “Review of adaptive systems for lithium batteries State-of-Charge and State-of-Health estimation,” *2012 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, no. 3, p. 1–6, 2012.
- [34] A. Tessier, “Analyse des dispersions des paramètres internes de cellules au lithium,” Université de Sherbrooke, 2013.
- [35] M. Ceraolo et G. Pede, “Techniques for estimating the residual range of an electric vehicle,” *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 50, no. 1, p. 109–115, 2001.
- [36] R. H. Barnard, *Road Vehicle Aerodynamic Design (Second Edition)*. MechAero, 2001.
- [37] W. J. Sweeting, A. R. Hutchinson, et S. D. Savage, “Factors affecting electric vehicle energy consumption,” *International Journal of Sustainable Engineering*, p. 192–201, 2011.
- [38] J. Walter et F. Conant, “Energy losses in tires,” *Tire Science and Technology*, 1974.
- [39] M. Ehsani, Y. Gao, et A. Emadi, *Modern electric, hybrid electric, and fuel cell vehicles: fundamentals, theory, and design*. CRC Press, 2009.
- [40] C. Spentzas et D. Koulocheris, “‘PEV’, a software to estimate the power and torque requirements and evaluate the performance of electric vehicles,” *Industrial Electronics*, 1995.
- [41] T. Finken, M. Felden, et K. Hameyer, “Comparison and design of different electrical machine types regarding their applicability in hybrid electrical vehicles,” *2008 18th International Conference on Electrical Machines*, p. 1–5, 2008.

- [42] R. Krishnan, *Permanent magnet synchronous and brushless DC motor drives*. CRC Press, 2010.
- [43] D. Ohm, "Dynamic model of PM synchronous motors," *Drivetech, Inc., Blacksburg, Virginia*, 2000.
- [44] N. Urasaki, T. Senjyu, et K. Uezato, "An accurate modeling for permanent magnet synchronous motor drives," *Applied Power Electronics Conference and Exposition*, 2000.
- [45] M. H. Bierhoff et F. W. Fuchs, "Semiconductor losses in voltage source and current source IGBT converters based on analytical derivation," *IEEE 35th Power Electronics Specialists Conference*, 2004, p. 2836–2842.
- [46] F. Casanellas, "Losses in PWM inverters using IGBTs," vol. 141, p. 1–5, 1994.
- [47] D. Andrea, *Battery management systems for large lithium-ion battery packs*. Artech House, 2010.
- [48] J. Larminie et J. Lowry, *Electric vehicle technology explained*. Wiley, 2003.
- [49] M. Chen, S. Member, et G. A. Rinc, "Accurate Electrical Battery Model Capable of Predicting Runtime and I – V Performance," vol. 21, no. 2, p. 504–511, 2006.
- [50] K. M. Tsang, W. L. Chan, Y. K. Wong, et L. Sun, "Lithium-ion battery models for computer simulation," *2010 IEEE International Conference on Automation and Logistics*, no. 2, p. 98–102, 2010.
- [51] O. Tremblay, L.-A. Dessaint, et A.-I. Dekkiche, "A Generic Battery Model for the Dynamic Simulation of Hybrid Electric Vehicles," *2007 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, no. V, p. 284–289, 2007.
- [52] L. Gao, S. Liu, R. A. Dougal, et S. Member, "Dynamic Lithium-Ion Battery Model for System Simulation," vol. 25, no. 3, p. 495–505, 2002.
- [53] H. Helms, M. Pehnt, U. Lambrecht, et A. Liebich, "Electric vehicle and plug-in hybrid energy efficiency and life cycle emissions," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2010, p. 1113–124.
- [54] F. Ji, L. Xu, et Z. Wu, "Effect of driving cycles on energy efficiency of electric vehicles," *Science in China Series E: Technological Sciences*, vol. 52, no. 11, p. 3168–3172, 2009.
- [55] M. Ye, Z.-F. Bai, et B.-G. Cao, "Energy recovery for battery electric vehicles," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, vol. 222, no. 10, p. 1827–1839, 2008.

-
- [56] N. Eriksson, "Estimation of distance to empty for heavy vehicles," Linköpings universitet, 2010.
- [57] Z. Arai, T. Saigo, et Y. Shimoyama, "Potential travel distance estimation system for electric automobiles," Brevet no. US 5734099 A1998.
- [58] I. Cho, K. T. Sung, W. S. Kim, et D. S. Hwang, "Device and method for calculating distance to empty of electric vehicle," Brevet no. US 20120143413 A12012.
- [59] S. J. Kim, "Technique for calculating distance to empty in electric vehicle," Brevet no. US 20130158758 A12013.
- [60] Y. L. Murphey, Z. Chen, L. Kiliaris, J. Park, M. Kuang, A. Masrur, et A. Phillips, "Neural Learning of Driving Environment Prediction for Vehicle Power Management," *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN 2008)*, p. 3755–3761, 2008.
- [61] X. Huang, Y. Tan, et X. He, "An intelligent multifeature statistical approach for the discrimination of driving conditions of a hybrid electric vehicle," *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 12, no. 2, p. 453–465, 2011.
- [62] R. Wang et S. M. Lukic, "Review of driving conditions prediction and driving style recognition based control algorithms for hybrid electric vehicles," *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2011, p. 1–7.
- [63] N. Denis, M. R. Dubois, R. Dubé, et A. Desrochers, "Power Split Strategy for a Plug-In Hybrid Electric Vehicle Using Driving Pattern Recognition and Genetic Algorithm," *20th Intelligent Transportation System (ITS)*, 2013.
- [64] T. R. Carlson et R. C. Austin, "Development of speed correction cycles," *Sierra Research, Inc.*, Sacramento, Rapport no. SR97-04-01, 1997.
- [65] R. Langari et J. S. Won, "Intelligent energy management agent for a parallel hybrid vehicle—Part I: System architecture and design of the driving situation identification process," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 54, no. 3, p. 925–934, 2005.
- [66] R. Smith, D. Capelle, et D. Blair, "Using GPS to monitor driving and parking habits in Winnipeg for PHEV optimization," *PCAG*, 2009.
- [67] L. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proceedings of the IEEE*, 1989.
- [68] R. Dubé, M. R. Dubois, M. Boisvert, et A. Desrochers, "Online forecasting of an electric vehicle residual range," *Electrical Vehicles Conference*, Montréal, 2012.

- [69] R. Dubé, M. Boisvert, M. R. Dubois, et A. Desrochers, "Forecasting of an electric vehicle residual range using manoeuvres identification," *13th Stuttgart International Symposium*, Stuttgart, 2013.
- [70] J. Froehlich et J. Krumm, "Route Prediction from Trip Observations," *SAE International*, 2008.
- [71] G. Xue, Z. Li, H. Zhu, et Y. Liu, "Traffic-Known Urban Vehicular Route Prediction Based on Partial Mobility Patterns," *15th International Conference on Parallel and Distributed Systems*, p. 369–375, 2009.
- [72] R. Simmons, B. Browning, Y. Zhang, et V. Sadekar, "Learning to Predict Driver Route and Destination Intent," *IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*, p. 127–132, 2006.
- [73] H. Till, I. Dengler, A. Tamke, T. Dang, et G. Breuel, "Maneuver recognition using Probabilistic Finite-State Machines and Fuzzy Logic," *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, p. 65–70, 2010.
- [74] J. Park, Z. Chen, et Y. L. Murphey, "Intelligent Vehicle Power Management through Neural Learning," *IEEE*, 2010.
- [75] "PC/104 Rapid Control Prototyping (RCP)." [En ligne]. Disponible: <http://www.opal-rt.com/product/pc104-rapid-control-prototyping-rcp>. [Accédé: 11-Septembre-2013].
- [76] "Flexible CAN Graphics Display." [En ligne]. Disponible: <http://www.rmcan.com/index.php?id=614&L=1>. [Accédé: 11-Septembre-2013].
- [77] K. Angarita Gil, "Modélisation électrique et analyse d'une cellule lithium," Université de Sherbrooke, 2012.
- [78] T. Barlow, S. Latham, I. McCrae, et P. Boulter, *A reference book of driving cycles for use in the measurement of road vehicle emissions*. 2009.
- [79] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problem," *Journal of basic Engineering*, p. 35–45, 1960.