

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

**UNE STRATÉGIE DE GESTION ÉNERGÉTIQUE ADAPTATIVE POUR UN VÉHICULE HYBRIDE À
HYDROGÈNE BASÉE SUR L'IDENTIFICATION EN LIGNE DE PARAMÈTRES**

**THÈSE PRÉSENTÉE
COMME EXIGENCE PARTIELLE DU DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE**

**PAR
NASSIM NOURA**

JUILLET 2022

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

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

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

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES
DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (Ph. D)

Direction de recherche :

Loïc Boulon

Directeur de recherche

Samir Jemei

Codirecteur de recherche

Jury d'évaluation

Alben Cardenas

Président du jury (Université du Québec à Trois Rivières)

Joao Trovao

Évaluateur externe (Université de Sherbrooke)

Karim Belmokhtar

Évaluateur externe (NERGICA)

Loïc Boulon

Directeur de recherche (Université du Québec à Trois Rivières)

Samir Jemei

Codirecteur de recherche (Université de Franche-Comté)

Thèse soutenue le 06 juillet 2022

« It isn't the goal that makes us happy, it's the journey »
Yuval Noah Harari, *Homo Deus*.

Remerciements :

Je tiens tout d'abord à remercier toutes les personnes qui m'ont accompagné, qui m'ont encouragé et qui m'ont soutenu tout au long de cette belle aventure, ainsi que les membres du jury pour leur temps et leurs précieux conseils.

Je tiens à adresser mes remerciements les plus sincères à mes collègues de **l'Institut de recherche sur l'hydrogène** pour leur précieuse collaboration scientifique et les nombreux échanges fructueux qu'on a eu. Une mention particulière à **Alvaro, Arash et Mohsen**, travaillez à vos côtés fut un réel plaisir.

Je tiens à chaleureusement remercier mes collègues **du RQEI - Réseau québécois sur l'énergie intelligente** et ceux du **Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles du Québec (MERN)** pour m'avoir permis de m'impliquer de façon concrète dans la communauté scientifique et de devenir acteur de l'innovation au Québec.

Je tiens à fortement remercier mes collègues de **Mitacs** qui m'ont soutenu et encouragé sans relâche durant cette dernière ligne droite !

Je tiens à remercier tous mes proches qui n'ont jamais douté de moi et qui ont toujours été là pour me soutenir de près comme de loin, en particulier **mes parents, ma grand-mère, ma partenaire** et mon groupe d'amis « **La Brigade** », je vous aime !

Comme on dit en anglais, "Last but not least", un grand merci à mes superviseurs Loïc Boulon et Samir JEMEI pour avoir cru en moi du début jusqu'à la fin et pour avoir fait de cette thèse l'aventure d'une vie !

Résumé :

Les véhicules hybrides à hydrogène constituent, en complémentarité avec les véhicules électriques à batterie, une des solutions les plus prometteuses et viables pour une mobilité verte. Ces véhicules combinent des piles à combustible ainsi qu'une batterie pour répondre aux besoins énergétiques du système. Cette hybridation fait toutefois face à de nombreuses contraintes et requiert une gestion énergétique particulière. En effet, les véhicules hybrides à hydrogène associent deux sources d'énergie électrochimique, les batteries et les piles à combustible. Étant donné leur nature, ces sources d'énergie voient leurs performances varier continuellement, de façons réversibles comme irréversibles et selon différents facteurs internes comme externes. En effet, le rendement ainsi que les caractéristiques de puissance de chaque source d'énergie sont liés aux conditions opératoires de celle-ci. Afin d'assurer un fonctionnement efficace et sécuritaire du véhicule hybride à hydrogène, ces variations de performances doivent être prises en considération dans la distribution de puissances entre chaque source. Ainsi, cette thèse vise à concevoir une stratégie de gestion énergétique adaptative basée sur l'estimation en temps réel de performances pour un véhicule hybride à hydrogène. À cet égard, cette thèse met tout d'abord en évidence l'impact des variations de performances des sources d'énergie sur la gestion énergétique du véhicule. Par la suite et à partir d'une revue complète de littérature et d'une étude « Benchmark », un processus d'estimation en temps réel de performances basé sur une combinaison de filtrage adaptatif et de modèles semi-empiriques est introduit. Les performances de ce processus ont fait l'objet d'une validation expérimentale sous différentes conditions opératoires. Ce processus, est ensuite pris en considération pour concevoir une stratégie de gestion énergétique adaptative basée sur l'estimation en temps réel des performances des deux sources d'énergie d'un véhicule hybride à hydrogène.

Abstract :

Hydrogen hybrid vehicles are, in addition to battery electric vehicles, one of the most promising and viable solutions for green mobility. These vehicles combine fuel cells and a battery system to meet the energy needs of the system. However, this hybridization faces many constraints and requires a special energy management. Indeed, hybrid hydrogen vehicles combine two sources of electrochemical energy, batteries and fuel cells. Given their nature, these energy sources see their performances vary continuously, in reversible and irreversible ways and according to various internal and external factors. The efficiency as well as the power characteristics of each energy source are linked to its operating conditions. In order to ensure efficient and safe operation of the hydrogen hybrid vehicle, these performances variations must be taken into consideration in the power distribution of the hybrid system. Thus, this thesis aims to design an adaptive energy management strategy based on real-time performance estimation for a hydrogen hybrid vehicle. In this regard, this thesis first highlights the impact of the energy sources performances variations on the energy management of the vehicle. Subsequently and from a comprehensive literature review and a benchmark study, a real-time performance estimation process based on a combination of adaptive filtering and semi-empirical models is introduced. The performance of this process has been experimentally validated under different operating conditions. This process is then taken into consideration to design an adaptive energy management strategy based on the real-time performances' estimation of the two energy sources of the fuel cell hybrid electric vehicle.

Résumé vulgarisé :

Dans le but d'indiquer clairement aux différents lecteurs de ce rapport l'objectif de cette thèse, un travail de vulgarisation scientifique a été réalisé. Cet exercice de médiation scientifique a d'ailleurs été récompensé par le prix « coup de cœur du public » lors du concours **Ma thèse en 180 secondes** de l'Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR).

- Résumé vulgarisé de l'objectif principal de la thèse :

Ces travaux de recherche sont axés sur les véhicules électriques hybrides à hydrogène. Les véhicules hybrides à hydrogène sont des véhicules équipés, a minima, de deux sources d'énergie. Une batterie et une pile à combustible qui transforme l'énergie chimique contenue dans l'hydrogène en énergie électrique. L'utilisation de deux sources d'énergie différentes est due au fait que chacune de ces sources a des critères de fonctionnement particuliers. La pile à combustible réagit mal, d'un point de vue dégradations, aux dynamiques rapides, c'est-à-dire aux fortes accélérations. Toutefois, elle permet de fournir une quantité d'énergie importante. Tandis que la batterie a une meilleure réponse à ces phases d'accélérations, mais avec une énergie stockée limitée.

Pour mieux comprendre ce principe, il suffit d'imaginer le véhicule hybride comme étant une charrette de type « pousse-pousse ». Cette charrette sera tirée à tour de rôle par deux athlètes. Le premier athlète est un coureur de fond avec une forte endurance, il est capable de courir sur de longues distances à une vitesse quasiment constante. Le second athlète est un sprinteur, il est capable de courir vite sur de courtes distances. Ainsi le coureur de fond représente la pile à combustible tandis que le sprinteur représente la batterie. Lors des phases

d'accélérations, le sprinteur va tirer la charrette puis laisser place au coureur de fond lors des longues phases à vitesse constante.

Chaque véhicule hybride est doté d'une stratégie de gestion énergétique, celle-ci permet de choisir quelle source utiliser et quand l'utiliser. Elle a pour but d'améliorer la consommation énergétique du véhicule ainsi que sa durée de vie. Dans le cas de notre charrette, cette stratégie représente un planning déterminé au préalable qui indique à chaque athlète quoi faire et quand le faire. En effet, ce planning se base sur les performances de chaque athlète ainsi que leur état de santé. Cependant avec l'âge et à force de tirer la charrette jour après jour sous des températures allant de -20°C à +35°C, les athlètes voient leurs conditions physiques ainsi que leurs performances se détériorer. La contribution de mes travaux de recherches revient à ajouter à bord de la charrette un médecin qui sera chargé d'analyser en temps réel la condition physique et l'état de santé de chacun des athlètes et de mettre à jour leur planning. Soit, pour le véhicule, une estimation en temps réel des performances de chaque source d'énergie.

Ainsi ma thèse consiste à concevoir une stratégie de gestion énergétique adaptative et innovante pour les véhicules hybrides à hydrogène, basée sur l'estimation en temps réel de performances.

Table des matières

Remerciements :	4
Résumé :	5
Abstract :	6
Résumé vulgarisé :	7
Liste des figures :	10
Liste des acronymes :	13
Chapitre 1 : Introduction	14
1.1. Contexte et motivation	14
1.2. Problématique de recherche	18
1.3. Objectif de la thèse	21
1.4. Méthodologie de recherche	22
2. Chapitre 2 : Les véhicules hybrides à hydrogène, un vrai travail d'équipe	27
2.1. Les piles à combustible	28
2.2. La gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène	33
2.3. La gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène basée sur l'optimisation	40
3. Chapitre 3 : Les batteries et leurs performances	49
3.1. L'état de charge des Batteries (SOC)	50
3.2. L'état de santé des batteries	54
3.3. L'état de puissance des batteries	62
3.4. La résistance interne des batteries : un indicateur clé	68
4. Chapitre 4- Une gestion énergétique adaptative avec des performances réelles	84
4.1. L'implémentation en temps réel des performances des sources d'énergie dans la gestion du système hybride	84
4.2. Une stratégie de gestion énergétique adaptative pour un véhicule hybride à hydrogène basée sur l'estimation en temps réel de performances	96
5. Conclusion générale	107
5.1. Bilan	107
5.2. Axes de recherche futurs	110
Annexes 1	113
Annexe 2 : Articles publiés/soumis	115
References	115

Liste des figures :

Figure 1 : (a) Émissions de CO2 par secteur (b) Projections des ventes de véhicules de particuliers par technologie [1]	15
Figure 2 : Fonctionnement d'une pile à combustible [7]	16
Figure 3 : Distribution énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène	17
Figure 4: Distribution énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène avec identification en ligne des paramètres pour le modèle de la pile à combustible	19
Figure 5 : Impact du vieillissement sur la caractéristique tension de charge (à courant constant 1C) d'une batterie LiFePo4 [24]	20
Figure 6: Impact de la température sur la caractéristique tension/ état de charge d'une batterie LiFePo4 (Source : Batterie Relion 12V datasheet).....	20
Figure 7 : Distribution énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène avec identification en ligne des paramètres pour les modèles des deux sources d'énergie	22
Figure 8 : Diagramme de la gestion hiérarchique de l'étude	24
Figure 9: Courbe de polarisation d'une PEMFC avec le détail des différentes régions [29]	28
Figure 10: Courbe de puissance d'une PEMFC en fonction de la température {Kandidayeni, 2019 #703}.....	29
Figure 11: Estimation d'une courbe de polarisation d'une PEMFC sous différentes températures [15]	33
Figure 12 : Représentation Énergétique Macroscopique du véhicule hybride à hydrogène.....	35
Figure 13: Cartographie de la puissance de la PEMFC en fonction du SOC et de la demande en puissance du système.....	35
Figure 14 : Liste des règles de la SGE.....	36

Figure 15: Distribution de puissance au sein du véhicule hybride à hydrogène.....	36
Figure 16 : Comparaison de la consommation obtenue par différentes stratégies [85]	39
Figure 17 : Coût optimal et temps de calcul pour différentes tailles de l'horizon de prédition [86]	39
Figure 18: Cycle de conduite normalisé WLTC 2	43
Figure 19 : : (a) Distribution de puissance sous des conditions opératoires normales (b) Tension de la batterie correspondante	45
Figure 20 : (a) Distribution de puissance sans considération de la variation des performances des sources d'énergie (b) Tension de la batterie correspondante	46
Figure 21 : (a) Distribution de puissance avec considération de la variation des performances des sources d'énergie (b) Tension de la batterie correspondante	47
Figure 22: Impact du DOD sur la durée de vie des batteries (Source : Batterie LiFePo4 Relion 12V datasheet).....	51
Figure 23 : Les différentes méthodes d'estimation du SOH des batteries [97]	56
Figure 24: Carte de caractéristique de puissance d'une batterie lithium-ion [98]	64
Figure 25 : Modèle Circuit équivalent (ECM) d'ordre 1 d'une batterie où $R_b = R_0 + R_1$	66
Figure 26 : Modèle Circuit équivalent ECM d'ordre n.....	70
Figure 27 : Modèle simple (ECM d'ordre 0)	71
Figure 28 : Processus d'identification en ligne des paramètres du ECM des batteries	75
Figure 29: Identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous courant constant (simulation)	76
Figure 30: Identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous profil de courant dynamique (simulation)	77
Figure 31 : Banc d'essai expérimental avec une batterie de type LiFePo4	78
Figure 32: Mesures expérimentales de la résistance interne de la batterie.....	79

Figure 33 : Validation expérimentale de l'identification en ligne de la résistance interne de la batterie (courant dynamique)	80
Figure 34 : Validation expérimentale de l'identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous basses températures (courant dynamique)	82
Figure 35 : Représentation énergétique Macroscopique d'un véhicule hybride à hydrogène avec une estimation en temps réel des performances des sources d'énergie	85
Figure 36 Véhicule électrique commercial de référence, la Tazzari Zero	86
Figure 37 Diagramme de la SGE adaptative mise en place	88
Figure 38 : : Illustration graphique des cartographies 1.1 (a) et 2.2 (b).....	89
Figure 39 : Profile de vitesse d'un cycle de conduite réel et la puissance demandée par le système de traction au niveau du bus continu correspondante	91
Figure 40: Identification en ligne des paramètres internes de la batterie.....	92
Figure 41: Estimation des performances de la PEMFC à t=150s	93
Figure 42 : Distribution de puissance entre les sources d'énergie pour le premier cas de figure	93
Figure 43: Identification en ligne des paramètres internes de la batterie.....	94
Figure 44: Estimation des performances de la PEMFC à t=150s	94
Figure 45 : Distribution de puissance entre les sources d'énergie pour le deuxième cas de figure ...	95
Figure 46 : NEMO, véhicule hybride à hydrogène.....	98
Figure 47 : Résultats de simulation pour la SGE adaptative basée sur le MPC et sur l'estimation en temps réel de performances	104
Figure 48: Détails des coûts du trajet.....	104
Figure 49 : : Résultats de simulation pour la SGE adaptative basée sur le MPC et sur l'estimation en temps réel de performances (basse température)	106
Figure 50 : Détails des coûts liés au trajet (basse température).....	106

Liste des acronymes :

BMS	Battery management system	NN/RN	Neural Network/ Réseau de neurones
CM	Characteristics map	OCV	Open circuit voltage
DOD	Depth of discharge	PEMFC	Proton exchange membrane fuel cell
DP	Dynamic programming	PMP	Pontryagin Minimum Principle
ECM	Equivalent circuit model	RLS	Recursive least square
ECMS	Equivalent consumption minimisation strategy	RUL	Remaining useful life
EIS	Electrochemical impedance spectroscopy	REM	Représentation Énergétique
EKF	Extended Kalman filter	SGE	Macroscopique
FC	Fuel cell	SOA	Stratégie de gestion
FCV	Fuel cell vehicle	SOC	énergétiques
FCHEV	Fuel cell hybrid electric vehicle	SOH	Safe operating area
FL	Fuzzy logic	SOP	State of Charge
FOM	Fractional order model	SVR	State of Health
GA	Genetic Algorithm	SQP	State of Power
GES	Gaz à effets de serre	VE	Support Vector Regression
HPPC	Hybrid pule power characterization		Sequential Quadratic Programming
KF	Kalman filter	VH	Véhicules électriques à batterie
LS	Least square	WLTC	Véhicules hybrides
LiFePo4	Lithium iron phosphate battery		Worldwide harmonized light vehicles test cycle
MPC	Model Predictive Control		

Chapitre 1 : Introduction

1.1. Contexte et motivation

Les véhicules électriques sont devenus, aujourd’hui, une réalité dans notre quotidien. Que ce soit pour les véhicules poids lourds, les véhicules utilitaires ou encore les véhicules de particuliers, l’électrification des chaines de tractions des moyens de transport a connu un essor remarquable. En effet, les importantes émissions de gaz à effet de serre (GES) auxquelles fait face notre planète ont favorisé, voire même imposé, une transition énergétique basée sur la mobilité verte, l’efficacité énergétique ainsi que les sources d’énergie alternatives et renouvelables. Le domaine des transports, étant lui-même un important acteur en termes d’émissions GES, a été parmi les premiers secteurs visés par cette transition énergétique notamment par le biais des véhicules électriques à batteries (VE) ainsi que des véhicules hybrides (VH)[1], Figure 1.

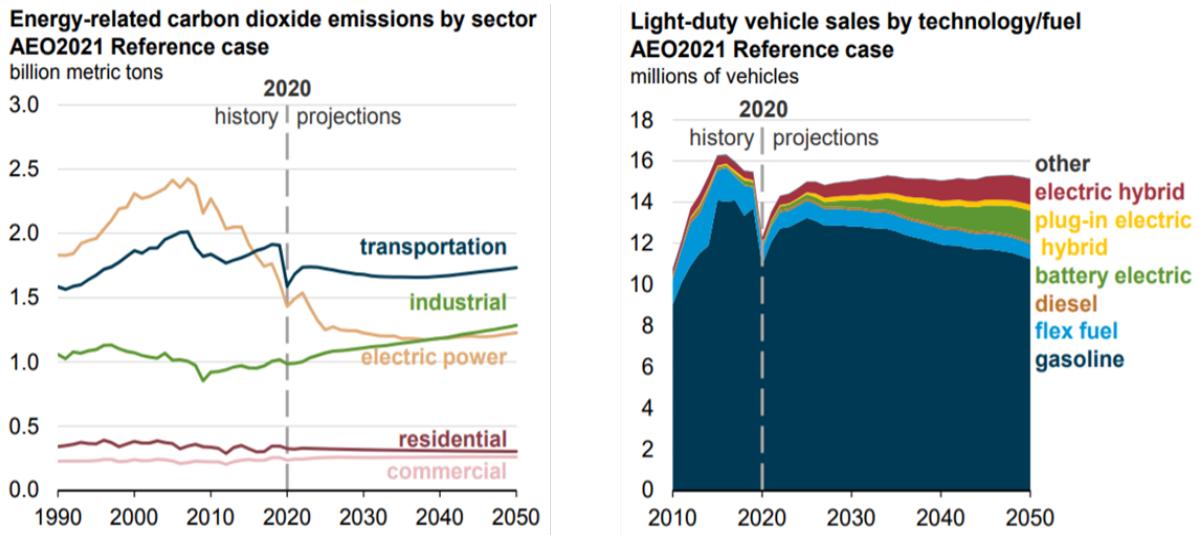


Figure 1 : (a) Émissions de CO₂ par secteur (b) Projections des ventes de véhicules de particuliers par technologie [1]

Ces VE, considérés comme pionniers de la mobilité verte, ont connu un intérêt croissant d'un point de vue de commercialisation, mais surtout d'innovations technologiques. Néanmoins, ces technologies restent encore sujettes à de nombreux verrous, notamment le temps de recharge important ou encore la dépendance aux énergies fossiles [2]. Ces inconvénients ont permis à d'autres énergies alternatives de prendre part à cette électrification des chaînes de tractions [3-5]. Ainsi les technologies de l'hydrogène ont été témoins d'un intérêt croissant depuis quelques années [6]. Les véhicules à pile à combustible sont des véhicules électriques qui utilisent de l'hydrogène stocké pour produire de l'énergie électrique et alimenter le système de traction. Cette technologie se base sur des piles à combustible qui vont permettre la transformation de l'énergie chimique contenue dans l'hydrogène en énergie électrique. Les piles à combustible sont des systèmes multiphysiques, elles permettent la production d'énergie électrique à partir de la réaction électrochimique entre le dihydrogène stocké et l'oxygène présent dans l'air. Cette réaction produit également des molécules d'eau,

Figure 2. Cette réaction correspond concrètement à la réaction inverse d'une électrolyse de l'eau. Un transfert d'électron (e^-) a lieu lors de la réaction du dihydrogène (H^+) avec l'oxygène (O^{2-}) qui va produire des molécules d'eau (H_2O).

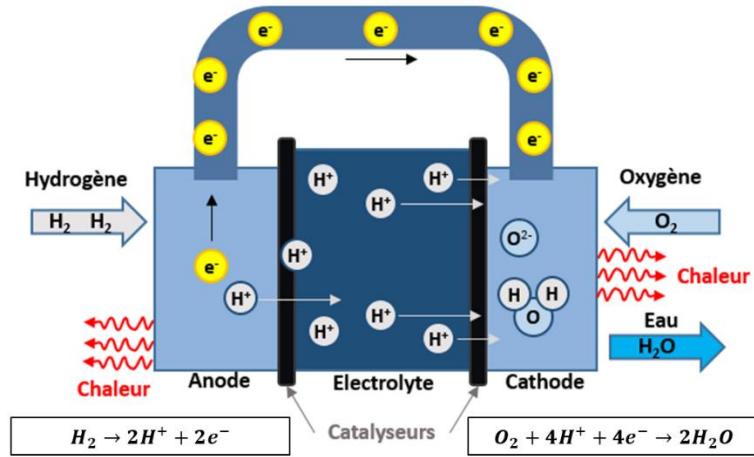


Figure 2 : Fonctionnement d'une pile à combustible [7]

Toutefois, les piles à combustible sont des systèmes qui tolèrent mal, d'un point de vue dégradations, les dynamiques rapides requises par exemple lors des phases d'accélération du véhicule [8]. En effet, la pile à combustible est caractérisée par une réponse lente aux demandes de puissances avec une tension de sortie qui fluctue en fonction de la charge du système. Cette limitation vient rejoindre celle de la durabilité du système qui constitue une des principales barrières de la technologie.

Dans le but de remédier à cet inconvénient et de proposer une solution viable, les chercheurs se sont tournés vers l'hybridation de ces véhicules à hydrogène. En effet, l'association des piles à combustible avec un pack de batteries permet d'atténuer les fortes demandes en puissance perçues par la pile à combustible et ainsi de prolonger la durée de vie

du système. Néanmoins, une stratégie de gestion est alors nécessaire pour distribuer adéquatement les flux de puissances entre chaque source [9, 10]. La stratégie de gestion énergétique (SGE) est un élément critique dans les systèmes hybrides. Son impact se reflète directement sur l'efficacité énergétique du système ainsi que sur sa durée de vie. De fait, de nombreux sujets de recherche se sont focalisés sur le développement de différentes SGE et la mise en évidence de leur impact sur les performances du système [11-13]. Un aspect fondamental ressort de ces études; les SGE dépendent étroitement des modèles des sources d'énergie sur lesquelles elles se basent. En effet, dans le processus de distribution des flux de puissance, la SGE est conçue à partir de modèles qui vont reproduire le comportement énergétique de chaque source. À partir de ces modèles et de leurs performances, une distribution énergétique est établie, celle-ci est appliquée par le biais d'une (ou plusieurs) variable de contrôle prédéfinie, Figure 3.

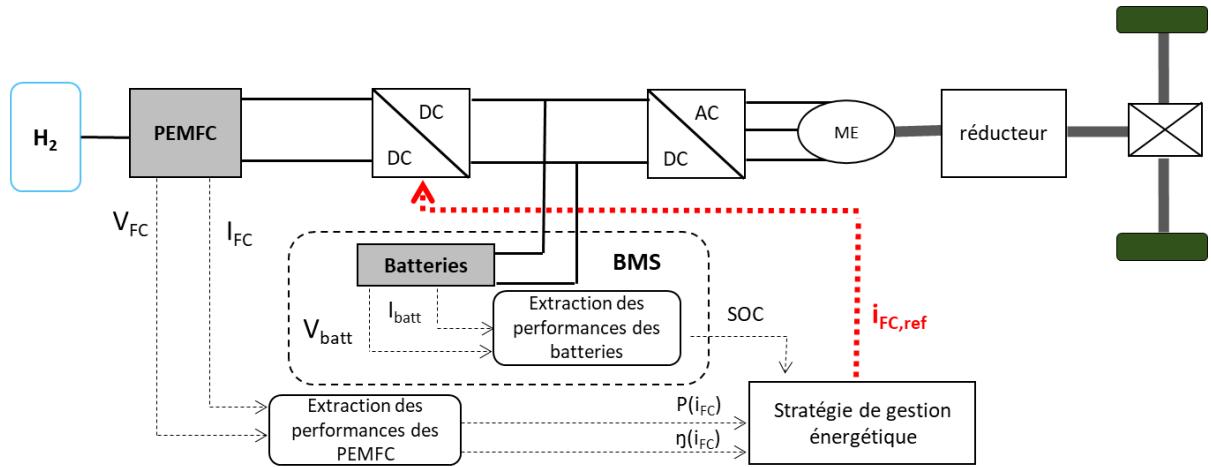


Figure 3 : Distribution énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène

1.2. Problématique de recherche

Comme indiqué dans la Figure 3, les performances des sources d'énergie sont calculées à partir de modèles et prises en considération dans la SGE. Néanmoins de nombreuses études et tests ont démontré la détérioration de ces performances avec des facteurs internes tels que le vieillissement des composants [14] ou encore des facteurs externes tels que les conditions opératoires [15, 16]. Les modèles des sources d'énergie déployés sont en général des modèles semi-empiriques dont les paramètres ne tiennent pas compte de l'ensemble de ces aspects (température, dégradations, etc.). En effet, les différents phénomènes internes qui se produisent au niveau des composants électrochimiques, principalement ceux liés au vieillissement et les interactions entre eux représentent des défis considérables en termes de modélisation. Les modèles électrochimiques (EM), également appelés « White Box », reproduisent la réaction de ces systèmes face à certains de ces différents phénomènes, par le biais d'équations mathématiques complexes et d'un nombre important de paramètres non linéaires. Toutefois, cette modélisation reste limitée et ne couvre que certains aspects de la source d'énergie. De plus, le coût d'implémentation en temps réel élevé de ces modèles EM constitue une barrière technologique pour leur déploiement. Par conséquent, les chercheurs ont mis en place différentes méthodes pour mettre à jour les paramètres des modèles semi-empiriques afin de suivre l'évolution de leurs performances [17, 18].

Dans le cadre des véhicules hybrides à hydrogène, de nombreuses études se sont focalisées sur l'estimation des performances de la pile à combustible [19, 20]. De nombreuses méthodes ont été mises en évidence dans la littérature avec les différents processus

permettant de les appliquer. Dans le cadre de sa thèse, Mohsen Kandidayeni, propose un processus d'identification en ligne de paramètres pour les modèles de pile à combustible [20, 21]. L'identification en ligne des paramètres permet d'obtenir des modèles précis en temps réel et d'améliorer ainsi l'efficacité des SGE.

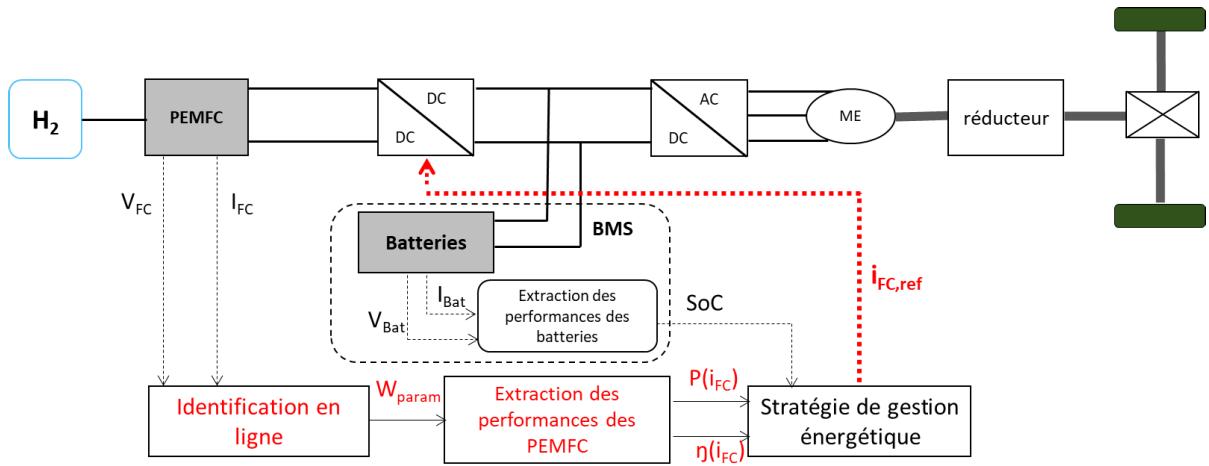


Figure 4: Distribution énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène avec identification en ligne des paramètres pour le modèle de la pile à combustible

D'autres méthodes d'estimation de performances telles que celles basées sur le « machine learning » ont été développées pour le même but [22, 23]. Un aspect en commun se reflète sur l'ensemble de ces études axées autour des véhicules hybrides à hydrogène et leurs performances : la grande majorité d'entre elles ne considère que la variation des performances du système de pile à combustible. Or, la batterie est également un système électrochimique complexe dont les performances dépendent de facteurs internes [24] (vieillissement, Figure 5), mais aussi externes [25] (température, Figure 6). Une estimation erronée des performances de cette source d'énergie peut entraîner des conséquences significatives sur le système. L'impact de cette gestion inadéquate sera présenté en détail dans la suite de cette étude.

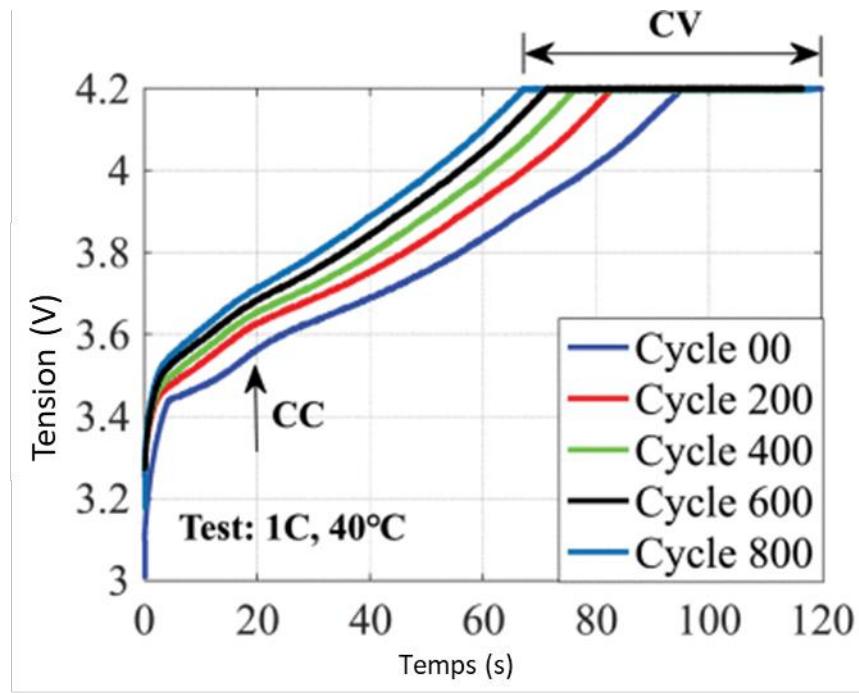


Figure 5 : Impact du vieillissement sur la caractéristique tension de charge (à courant constant 1C) d'une batterie LiFePo4 [24]

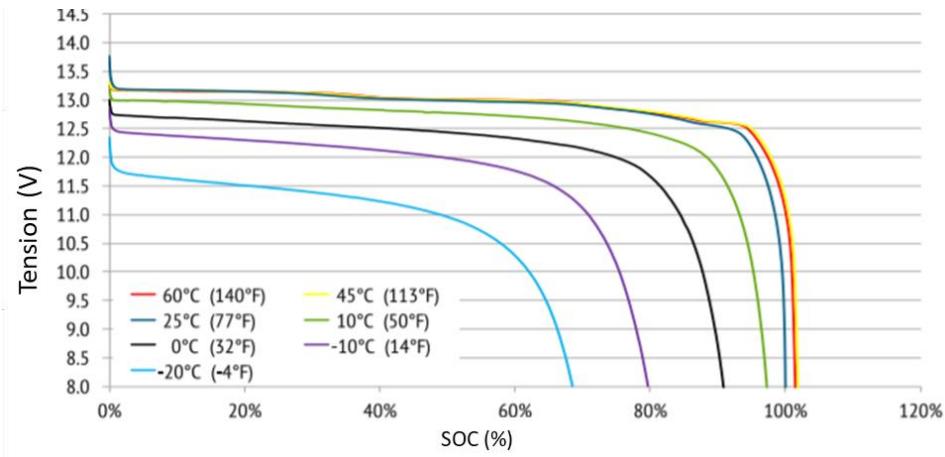


Figure 6: Impact de la température sur la caractéristique tension/ état de charge d'une batterie LiFePo4 (Source : Batterie Relion 12V datasheet)

L'estimation en temps réel des performances du système de pile à combustible au sein du véhicule hybride à hydrogène a démontré des améliorations en termes d'efficacité énergétique et de durée de vie [26]. En considérant ces résultats, il est donc envisageable d'obtenir des améliorations additionnelles avec l'estimation des performances des deux sources d'énergie du véhicule. De plus, l'estimation des performances de la batterie en temps réel pourrait permettre d'éviter des situations de mauvaise gestion, durant lesquelles, celle-ci risque de se retrouver soumise à un fonctionnement en dehors de sa zone de fonctionnement sécuritaire, « Safe Operating Area » (SOA).

1.3. Objectif de la thèse

L'équipe de recherche du Professeur Loïc BOULON a mis en évidence des innovations autour de l'estimation en temps réel de performances qui montrent une amélioration considérable de l'efficacité énergétique du véhicule [19, 20, 27]. Toutefois, comme indiqué précédemment, ces études ne couvrent majoritairement que le système de pile à combustible du véhicule. Par conséquent, des améliorations additionnelles restent envisageables avec la prise en considération des performances des deux sources d'énergie du véhicule, la batterie et la pile à combustible. En effet, l'équipe du Professeur Samir JEMEI, au sein de l'Institut CNRS FEMTO-ST à Belfort, et plus précisément Yue et al, ont souligné l'intérêt de prendre en considération dans une stratégie de gestion énergétique des métriques de performances telles que la durée de vie utile restante de la batterie, « Remaining Useful Life » (RUL) [12]. Une telle stratégie de gestion énergétique a démontré une réduction significative de la dégradation des batteries. Ainsi un véhicule hybride à hydrogène, équipé d'une stratégie de gestion énergétique innovante et adaptative, capable de prendre en considération en temps réel les performances de l'ensemble des sources d'énergie du véhicule, peut induire à des

améliorations considérables en termes d'efficacité énergétique et de durée de vie. L'objectif principal de cette thèse est donc de **concevoir une stratégie de gestion énergétique adaptative pour un véhicule hybride à hydrogène, basée sur l'estimation en temps réel des performances des sources d'énergie.**

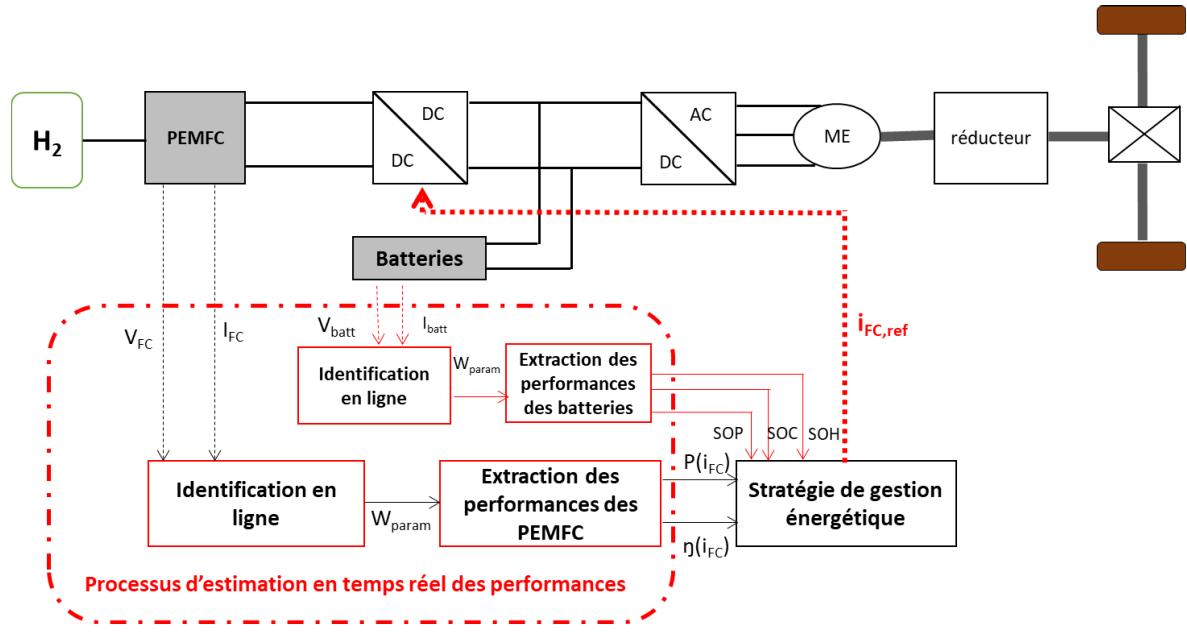


Figure 7 : Distribution énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène avec identification en ligne des paramètres pour les modèles des deux sources d'énergie

1.4. Méthodologie de recherche

Dans le but de répondre adéquatement et de manière structurée à l'objectif défini, un ensemble de sous objectifs est mis en place. Ces sous-objectifs permettront d'aborder le sujet étape par étape à travers une méthodologie scientifique efficace.

Les objectifs secondaires de la thèse

Tout d'abord, dans la perspective de mettre en contexte les réalisations et les innovations obtenues dans le cadre de cette thèse, **un premier objectif sera de mettre en évidence l'impact des différents facteurs sur les performances des sources d'énergie pour un véhicule**

hybride à hydrogène et principalement pour le système batterie. Cette étude permettra d'introduire les véhicules hybrides à hydrogène, leur gestion énergétique ainsi que les différents aspects reliés à leurs sources d'énergie (modélisation, performances, dégradations, identification en ligne des paramètres des modèles des piles à combustible, etc.). À travers cette étude, l'accent sera mis sur l'importance des batteries et de leurs performances au sein de ce système hybride.

Dans la continuité des choses, **le second sous-objectif de cette thèse vise à mettre en place un processus d'estimation en temps réel des performances des batteries.** Ainsi, les différentes caractéristiques clés de ces composants électrochimiques et les différentes méthodes permettant de les estimer seront analysées. Le processus mis en place sera adapté aux critères de performances applications véhiculaires. La robustesse de ce processus face aux conditions opératoires extrêmes, telles que les basses températures de la province du Québec, sera un critère de performances significatif dans cette étude.

Le dernier sous objectif de cette thèse a pour but d'établir une preuve de concept à travers l'intégration de l'estimation en temps réel des performances des sources d'énergie au sein d'une SGE pour un véhicule hybride à hydrogène. Ce sous-objectif permettra de mettre en évidence la faisabilité de ce concept ainsi que son intérêt en termes d'efficacité énergétique.

Enfin, une solution finale à la problématique de cette thèse sera proposée à partir de l'ensemble des résultats obtenus à chaque sous-objectif. Cette solution consistera en une SGE adaptative en ligne basée sur l'optimisation. Cette SGE prendra en considération les performances des deux sources d'énergie estimées en temps réel.

Les différentes étapes de réalisation de la thèse

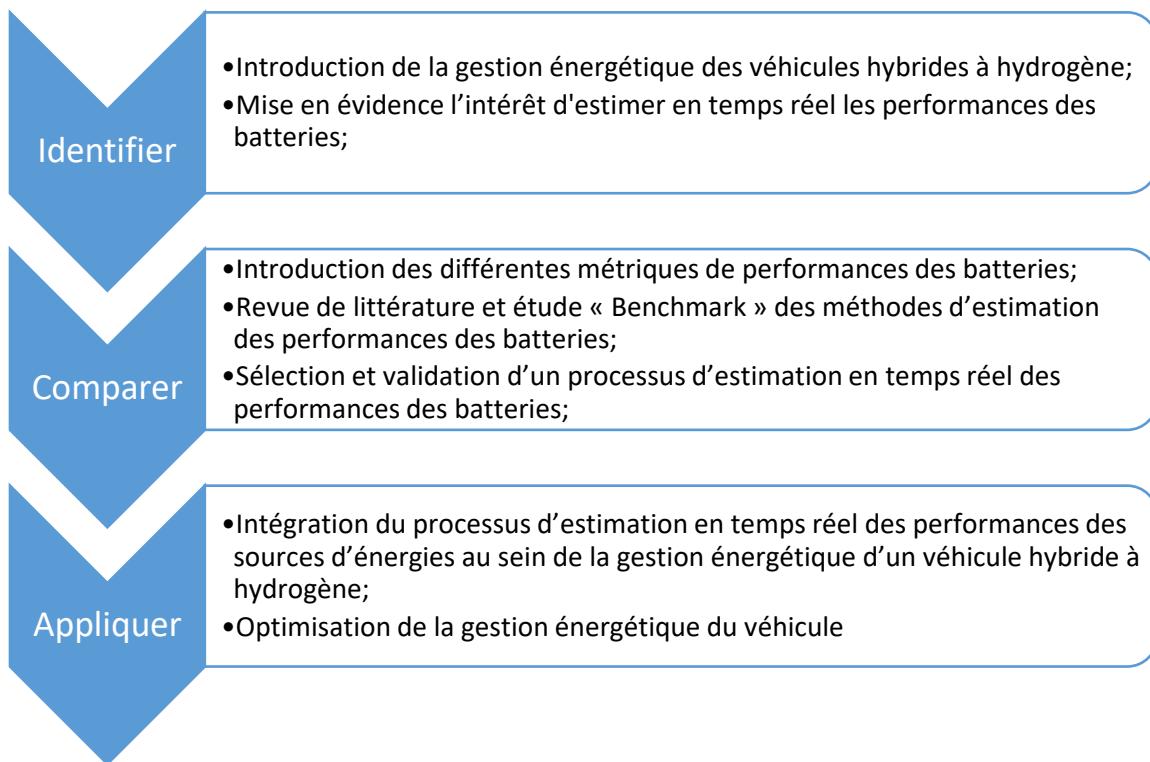


Figure 8 : Diagramme de la gestion hiérarchique de l'étude

Afin de répondre adéquatement aux sous objectifs définis pour cette thèse, différentes étapes sous la forme d'une analyse : « **Identifier, Comparer puis Appliquer** » Figure 8, seront prises en considération.

- **Identifier**

Tout d'abord, une présentation complète du véhicule hybride à hydrogène sera fournie. Cette présentation permettra d'introduire la gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène, notamment les innovations réalisées par les travaux de l'équipe du professeur Loïc BOULON autour de l'estimation en temps réel des performances des piles à combustible. À

travers cette étape, une attention particulière sera portée sur les performances des batteries ainsi que sur l'impact des conditions opératoires sur leur fonctionnement.

- **Comparer**

Après avoir mis en évidence l'intérêt d'estimer en temps réel les performances des batteries dans le système hybride, une étude axée autour de ces dernières sera mise en place. Cette étude introduira les différentes métriques de performances des batteries ainsi que leurs différents indicateurs. Une revue de littérature appuyée par une étude benchmark sera réalisée afin de comparer les différentes méthodes d'estimation de ces métriques de performances. Cette étude permettra de mettre en place un processus d'estimation de performances pour les batteries. La précision de ce processus ainsi que sa robustesse face aux différentes conditions opératoires feront l'objet d'une validation expérimentale.

- **Appliquer**

Une fois le processus d'estimation de performances mis en place, son intégration au sein d'une SGE en temps réel basée sur la logique floue, qui représente une SGE fiable avec une bonne implémentation en ligne, sera réalisée pour un véhicule hybride à hydrogène. Cette étape permettra la validation de la preuve de concept et la mise en évidence des améliorations proposées par cette innovation.

Ensuite, dans le but de maximiser les performances énergétiques de ce véhicule et de fournir une solution optimale, globale et performante à la problématique, une seconde SGE basée sur l'optimisation en temps réel sera conçue. Cette stratégie permettra la minimisation d'une fonction coût globale du véhicule. Les performances, estimées en temps réel pour les deux sources d'énergie, seront intégrées à cette fonction coût ainsi qu'aux différentes contraintes appliquées à la SGE. De fait, cette SGE permettra d'assurer l'efficacité énergétique

du véhicule pour différentes conditions opératoires ainsi que pour différents niveaux de dégradations de ces sources d'énergie.

La structure du rapport de thèse

Le reste du rapport de thèse est structuré de la manière suivante. Le chapitre 2 présente la gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène ainsi que les innovations apportées par l'estimation en temps réel des performances des piles à combustible. Lors de cette étude, une attention particulière est portée sur les performances de la batterie au sein de ce système et de leurs variations. Ainsi l'intérêt d'estimer les performances de la batterie en temps réel est mis en évidence. Le chapitre 3 est axé autour des batteries et de leurs différentes métriques de performances. Une revue de littérature appuyée par une étude « benchmark » y est présentée pour mettre en place un processus d'estimation de performance en temps réel adéquat et performant. La validation expérimentale de ce dernier, réalisée grâce à un banc d'essai, est fournie. Le chapitre 4 présente l'intégration du processus d'estimation de performances, pour les deux sources d'énergie, au sein d'une SGE en temps réel ainsi que son optimisation. Dans le cinquième chapitre de ce rapport, une conclusion générale sur l'étude est apportée, accompagnée de nombreuses perspectives sur des axes de recherches futurs.

2. Chapitre 2 : Les véhicules hybrides à hydrogène, un vrai travail d'équipe

Les véhicules hybrides à hydrogène, comme la plupart des technologies à hydrogène, constituent une technologie qui attire de plus en plus l'intérêt des chercheurs, des industriels et des organismes gouvernementaux. En effet, de nombreux gouvernements, et notamment celui du Québec, ont mis en évidence cet intérêt à travers leur stratégie pour l'hydrogène vert et les différents programmes d'innovation sur lesquels elle se base. Ces stratégies et programmes visent à identifier les principales limites auxquelles fait face cette technologie afin d'orienter la recherche et le développement vers ces problématiques et y consacrer des financements adéquats et efficaces.

Comme indiqué dans le chapitre précédent, les véhicules hybrides à hydrogène sont des systèmes alimentés par une association de pile à combustible et de batteries. Une SGE adéquate permet de distribuer, lors du fonctionnement du véhicule, les flux d'énergie entre chaque source selon différents critères afin de répondre à la demande énergétique du système de traction électrique. Dans ce chapitre, nous allons d'abord introduire les systèmes de piles à combustible qui sont la principale source d'énergie des véhicules hybrides à hydrogène. Une description de leurs performances sera fournie avec les innovations qui permettent de les estimer en temps réel. Par la suite, une attention particulière sera portée à la gestion énergétique de ces véhicules hybrides à hydrogène et aux comportements des batteries, la source d'énergie secondaire du système, face à celle-ci. Ainsi, à travers l'analyse du système sous différentes conditions opératoires, l'intérêt d'estimer en temps réel les performances des batteries, en plus de celles des piles à combustible, sera mis en évidence.

2.1. Les piles à combustible

Dans les véhicules hybrides à hydrogène, les piles à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC) représentent la technologie la plus utilisée [28]. Cela est dû à leurs bonnes performances lors des fonctionnements à basses températures et basses pressions ainsi que leur densité de puissance élevée. Ces PEMFC proposent également une durée de vie concurrentielle avec un démarrage relativement rapide par rapport aux autres types de piles à combustible. D'un point de vue électrique, les performances de ces PEMFC sont évaluées à travers leur caractéristique tension-courant connue sous l'appellation courbe de polarisation, Figure 9, leur caractéristique rendement-courant, ainsi que leur caractéristique puissance-courant permettant d'extraire des métriques de performances clés telles que la puissance maximale de la PEMFC, Figure 10, ou encore son rendement optimal. Ainsi, selon l'application et selon la SGE adoptée, ces métriques de performances sont sélectionnées.

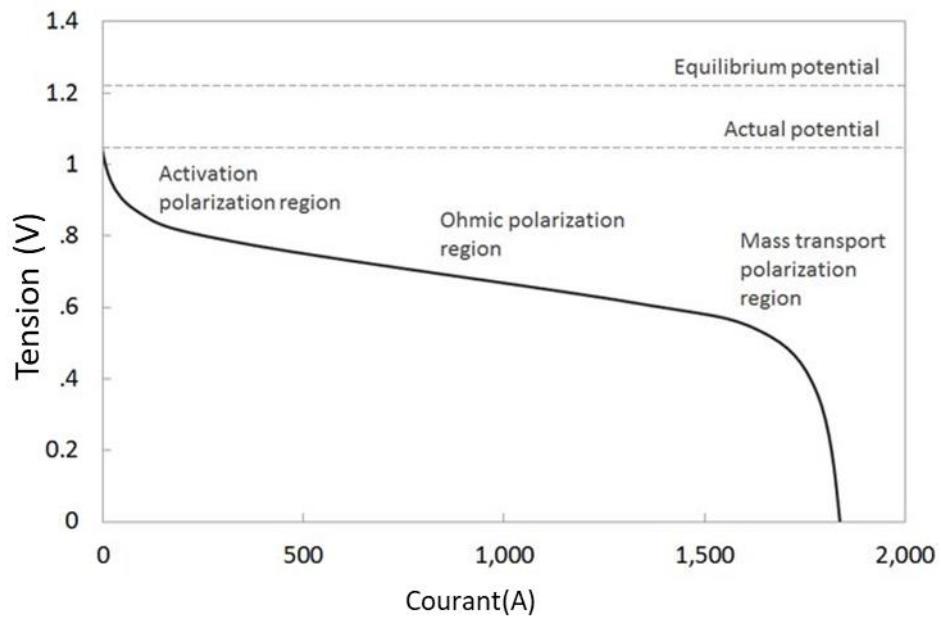


Figure 9: Courbe de polarisation d'une PEMFC avec le détail des différentes régions [29]

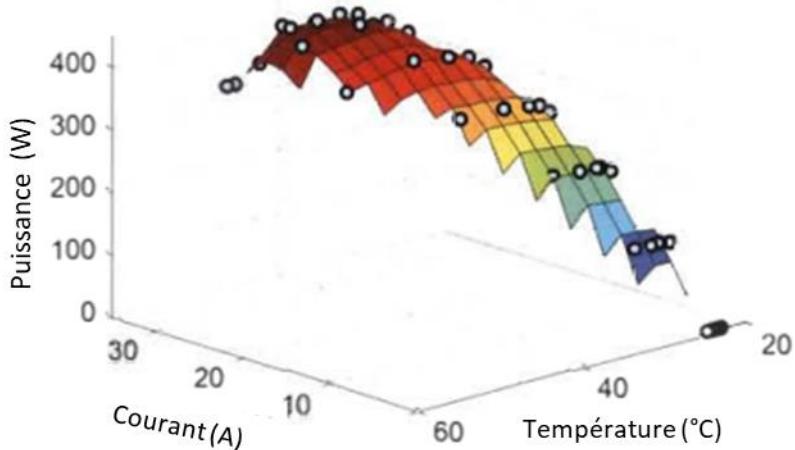


Figure 10: Courbe de puissance d'une PEMFC en fonction de la température {Kandidayeni, 2019 #703}

Dans le but de représenter précisément les performances d'une PEMFC, de nombreuses approches de modélisation ont été développées. Ces approches permettent de distinguer trois principales catégories de modèles pour les PEMFC [31-35]:

- Les modèles théoriques, appelés modèles « White Box », sont des modèles constitués d'équations algébriques et différentielles qui traduisent avec un niveau de détails élevé le comportement thermodynamique, électrochimique et mécanique (fluides) de la PEMFC [36-38]. Ces modèles se basent sur différents paramètres non linéaires sous différentes dimensions, ces paramètres sont liés à des phénomènes physiques internes de la PEMFC. Ces modèles interviennent principalement dans les études visant à analyser différents aspects de la PEMFC tels que la gestion d'eau ou encore celle des catalyseurs.
- Les modèles empiriques, ou modèles « Black Box », sont des modèles qui ne considèrent que la réponse du système [39, 40]. Ces modèles permettent de reproduire la réaction d'une PEMFC à un courant donné, à partir de différentes mesures et différents tests expérimentaux, sans prise de considération des détails du fonctionnement interne de

celle-ci. Ces modèles se distinguent par leur facilité d'implémentation ainsi que leur adaptabilité aux applications en temps réel. Toutefois, la précision de ces modèles peut être remise en question face à de nouvelles conditions opératoires pour lesquelles ils n'ont pas été testés.

- Les modèles semi-empiriques, appelés modèles « Grey Box », représentent un compromis entre les modèles « Black Box » et les modèles « White Box ». En effet ces modèles mettent en évidence des équations relativement simples qui permettent de décrire le comportement physique de la PEMFC et dont les paramètres peuvent être appuyés par des tests expérimentaux [41-43]. Grâce à leurs performances permettant d'allier précision et simplicité, ces modèles connaissent un important succès dans la littérature et principalement dans les études axées autour de la gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène.

Ainsi, dans le cadre de cette thèse, les modèles semi-empiriques pour les PEMFC seront sélectionnés. Ces modèles ont présenté des résultats compétitifs en termes de gestion énergétiques et d'implémentation en temps réel.

Le modèle Squadrito & al [44], figure parmi les principaux modèles de cette catégorie. Ce modèle semi-empirique décrit le fonctionnement de la PEMFC à partir de l'équation suivante :

$$V_{FC} = N(V_0 + b \cdot \log(J) - R_{int} \cdot J + \alpha J^\sigma \cdot \ln(1 - \beta \cdot J)) \quad (1)$$

Avec V_{FC} la tension de sortie de la PEMFC (V), N le nombre de cellules, V_0 le potentiel réversible de la cellule (V), b la pente Taffel, R_{int} la résistance interne de la cellule (Ω), J la densité de courant ($A \cdot cm^{-2}$), α un paramètre semi-empirique lié au phénomène de diffusion, σ un paramètre semi-empirique lié à la gestion de l'eau et β l'inverse de la densité maximale de courant ($cm^2 \cdot A^{-1}$).

Le modèle développé par Amphlett & al [45] présente également un fort intérêt dans les applications axées autour de la gestion énergétique. Ce dernier présente un niveau de détail légèrement plus élevé avec notamment l'intégration comme variable, la température du stack de la PEMFC. Les équations qui définissent ce modèle sont les suivantes :

$$V_{FC} = N(E_{Nernst} + V_{act} + V_{ohm} + V_{con}) \quad (2)$$

$$E_{Nernst} = 1.229 - 0.85 * 10^{-3}(T - 298.15) + 4.3085 * 10^{-5}T[\ln(P_{H2}) + 0.5 \ln(P_{O2})] \quad (3)$$

$$V_{act} = \varepsilon_1 + \varepsilon_2 T + \varepsilon_3 T \ln(CO_2) + \varepsilon_4 T \ln(i) \quad (4)$$

$$CO_2 = \frac{P_{O2}}{5.08 * 10^6 \exp\left(-\frac{498}{T}\right)} \quad (5)$$

$$V_{ohm} = -i \cdot R_{internal} = -i(\sigma_1 + \sigma_2 \cdot T + \sigma_3 \cdot i) \quad (6)$$

$$V_{con} = B \cdot \ln\left(1 - \frac{j}{J_{max}}\right) \quad (7)$$

Avec V_{FC} la tension de sortie de la PEMFC (V), N le nombre de cellules, E_{Nernst} le potentiel réversible de la cellule (V), V_{act} la chute de tension liée au phénomène d'activation (V), V_{ohm} la chute de tension liée aux pertes d'Ohm (V), V_{con} la chute de tension liée aux phénomènes de concentration (V), T la température du stack de PEMFC (K), P_{H2} la pression partielle d'hydrogène du côté de l'anode (Nm^{-2}), P_{O2} la pression partielle d'oxygène du côté de la cathode ($N.m^{-2}$), ε sont des coefficients semi-empiriques liés au fonctionnement ainsi qu'au comportement chimique de la PEMFC, CO_2 la concentration en oxygène ($mol.cm^{-3}$), i le courant de la PEMFC (A), $R_{internal}$ la résistance interne de la PEMFC (Ω), σ et B sont des coefficients paramétriques, J représente la densité de courant ($A.cm^{-2}$) et J_{max} la valeur maximale de cette densité de courant ($A.cm^{-2}$).

Dans le but d'assurer la précision des modèles de PEMFC sous différentes conditions opératoires, une mise à jour en temps réel de leurs paramètres est requise. On retrouve cette

innovation dans les travaux réalisés par l'équipe du Professeur Loïc BOULON. Celle-ci a permis de démontrer une amélioration en termes de consommation énergétique du système et de sa longévité. En effet, Khalid E. et al [19, 46] ont mis en évidence les effets de facteurs externes tels que la température, mais aussi de facteurs internes tels que le vieillissement sur les performances d'une PEMFC [27]. Ces effets se traduisent par une variation des paramètres des modèles de la PEMFC. Kandidayeni et al [26] ont souligné l'impact des variations des performances de la PEMFC sur la gestion énergétique globale du système. Ainsi il a été démontré que dans le cas où ces variations ne sont pas prises en considération, une augmentation du coût d'opération (en termes de consommation et de dégradations de la PEMFC) est observée, nous reviendrons plus en détail sur cet aspect dans la partie suivante (2.2).

Afin de pallier cet obstacle, un processus d'estimation en temps réel des performances de la PEMFC est introduit [15, 20]. Ces performances sont par la suite prises en considération dans la SGE globale du système, ce qui permet d'améliorer l'efficacité énergétique de celle-ci [19, 27, 46]. Le processus d'estimation en temps réel des performances de la PEMFC, proposée par l'équipe du Professeur Loïc BOULON, se base sur du filtrage adaptatif. Les paramètres des modèles sont identifiés en ligne à partir de simples mesures de courant et de tensions. Ces modèles mis à jour permettent ainsi l'extraction précise des performances de la PEMFC sous différentes conditions opératoires, Figure 11.

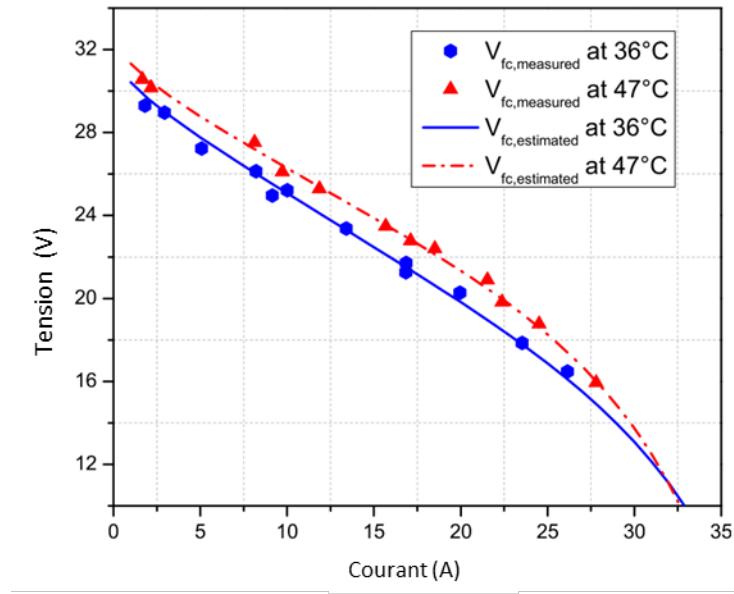


Figure 11: Estimation d'une courbe de polarisation d'une PEMFC sous différentes températures [15]

2.2. La gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène

Les véhicules hybrides à hydrogène sont alimentés par une association de piles à combustible et de batteries. Ce type de systèmes multisources nécessite une gestion active de la répartition de puissance, assurée par une stratégie bien définie. Dans la littérature, de nombreux chercheurs ont conçu et développé différentes SGE basées sur différents critères et différents principes de fonctionnement. Il est possible de distinguer deux principales catégories de SGE, celles basées sur des règles, « Rule-based » [47-51] et celles basées sur l'optimisation, « Optimization-based » [9, 52-59]. Les SGE basées sur des règles sont définies à travers des techniques heuristiques qui permettent la distribution de puissance pendant le fonctionnement du véhicule. Comme leur nom l'indique, ces SGE utilisent une série de règles conçues sur la base d'expertise, d'expérience en ingénierie ou encore des résultats d'un processus d'optimisation. Un des principaux avantages de ces SGE figure dans leur facilité

d'implémentation en temps réel et leur forte adaptabilité aux différents cycles de conduites.

On les retrouve ainsi dans différentes études axées autour de la gestion énergétique de systèmes hybrides en temps réel. De fait, nous avons présenté dans le cadre de cette thèse lors de la conférence (VPPC'2019) un exemple de gestion énergétique de ce type implémenté par des contrôleurs utilisant la logique floue. Dans cette stratégie, le courant de la PEMFC désigne la variable de contrôle énergétique du système. Afin de mieux représenter cette gestion énergétique ainsi que le système étudié, une Représentation Énergétique Macroscopique (REM) [61] du véhicule hybride à hydrogène est fournie, Figure 12. Cette méthode de représentation permet de mettre en évidence les différents composants du système (1^{er} niveau), leur contrôle (2^e niveau) ainsi que les différentes stratégies adoptées (3^e niveau). Davantage de détails sur cette technique de représentation sont fournis en annexe. Lors de cette étude, une série de règles adéquatement définies permettent de définir le courant de la PEMFC et ainsi assurer la distribution énergétique du système. Ces règles sont présentées dans la Figure 14.

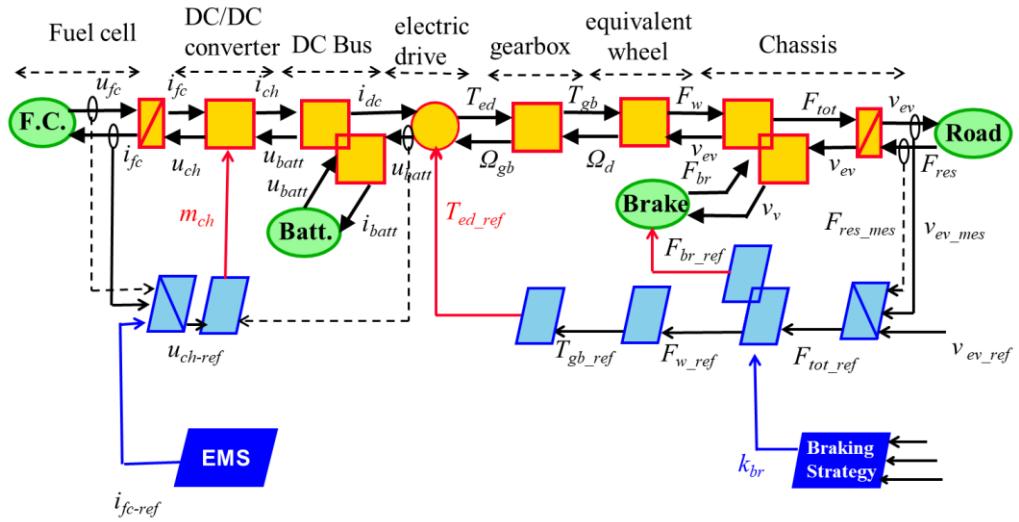
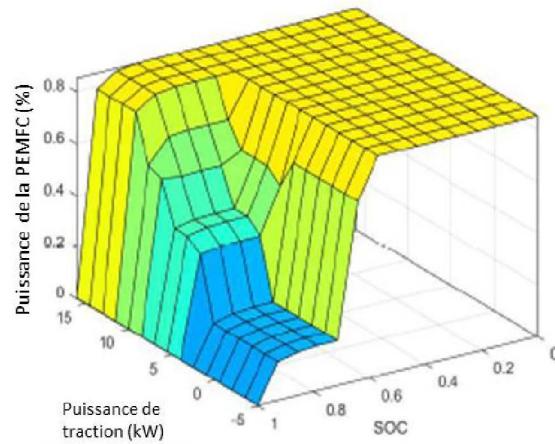


Figure 12 : Représentation Énergétique Macroscopique du véhicule hybride à hydrogène



Item	Rules
1	If (PwrDmd is off) and (SOC is Low) then (OutPwr is Big)
2	If (PwrDmd is off) and (SOC is Normal) then (OutPwr is Low)
3	If (PwrDmd is off) and (SOC is High) then (OutPwr is Off)
4	If (PwrDmd is Low) and (SOC is Low) then (OutPwr is Big)
5	If (PwrDmd is Low) and (SOC is Normal) then (OutPwr is Low)
6	If (PwrDmd is Low) and (SOC is High) then (OutPwr is Off)
7	If (PwrDmd is Normal) and (SOC is Low) then (OutPwr is Big)
8	If (PwrDmd is Normal) and (SOC is Normal) then (OutPwr is Average)
9	If (PwrDmd is Normal) and (SOC is High) then (OutPwr is Off)
10	If (PwrDmd is Big) and (SOC is Low) then (OutPwr is Big)
11	If (PwrDmd is Big) and (SOC is Normal) then (OutPwr is Big)
12	If (PwrDmd is Big) and (SOC is High) then (OutPwr is Off)

Figure 14 : Liste des règles de la SGE

Cette SGE a permis d'assurer la distribution en temps réel des flux de puissances au sein du véhicule hybride à hydrogène. Les profils de puissance de cette distribution pour chaque source d'énergie sont présentés dans la Figure 15. La puissance requise par le système est partagée entre les deux sources, selon les règles de la stratégie mise en place.

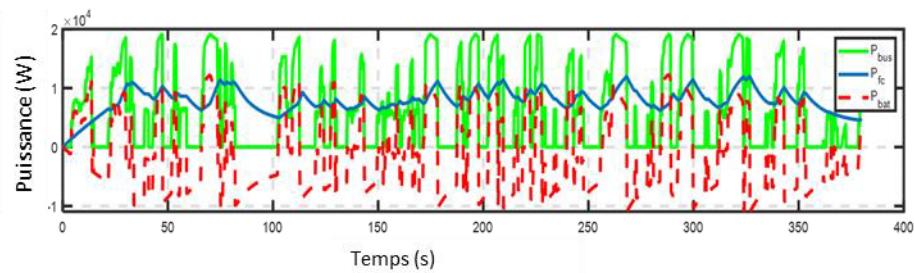


Figure 15: Distribution de puissance au sein du véhicule hybride à hydrogène

Ce principe de la logique floue représente d'ailleurs une des méthodes les plus utilisées en termes de gestion énergétique « Rule-based ». L'auteur dans [62] introduit d'ailleurs une SGE « Rule-based » optimisée qui combine le principe de la logique floue à un algorithme de réseau de neurones (RN). Cette combinaison s'est traduite par une amélioration en consommation énergétique du véhicule de plus de 8% comparé à de la logique floue conventionnelle. Cette amélioration, sur le même trajet, a été rendue possible par une estimation adéquate des puissances maximales de la PEMFC ainsi que de son rendement permettant d'établir une nouvelle trajectoire du courant de la PEMFC adaptée aux performances réelles liées aux conditions opératoires du systèmes.

Ces SGE basées sur des règles présentent toutefois certaines limitations. En effet les performances de celles-ci en termes d'efficacité énergétique sont loin d'être optimales. Par conséquent, de nombreux auteurs ont orienté leurs études vers la seconde catégorie de SGE, celles basées sur l'optimisation[10, 53, 63-65]. Comme leur nom l'indique, ces stratégies visent à optimiser la distribution d'énergie au sein du véhicule en minimisant un ou plusieurs critères prédefinis. Il existe, au sein de cette catégorie, deux groupes distincts. Tout d'abord on retrouve les SGE qui nécessitent une connaissance préalable du cycle de conduite. Ces SGE représentent un processus d'optimisation hors ligne [66-68]. La connaissance du cycle de conduite permet de comparer différents scénarios de distribution énergétique et de proposer ainsi une gestion énergétique optimale du système. Au sein de ce groupe, la Programmation Dynamique (DP) est souvent utilisée comme solution de référence avec des résultats quasi optimaux [68-71]. Aux côtés de la DP, on retrouve également cette quasi-optimalité par le biais d'algorithmes métaheuristiques tels que les algorithmes génétiques (GA) [47] ou encore en se basant sur le principe de minimisation de Pontriaguine (PMP) [72, 73]. Malgré les solutions quasi optimales obtenues par ce groupe de stratégies, leur fonctionnement requiert un effort

d'implémentation élevé ainsi que la connaissance préalable du cycle de conduite, ce qui les rend irréalisables en temps réel. Ces limitations ont permis le développement du second groupe de ces SGE basées sur l'optimisation, les stratégies en ligne [46, 64, 74-77]. De nombreuses études se sont axées autour du développement et de la conception de ces stratégies à travers différents algorithmes et selon différents critères. Les stratégies de minimisation de la consommation équivalente (ECMS) [77-79] représentent au sein de ce groupe une des stratégies les plus communes et les plus répandues. La ECMS permet une minimisation instantanée de la consommation énergétique sous des limites prédéfinies (état de charge de la batterie par exemple). Elle convertit le problème d'optimisation en ajustement du facteur équivalent qui caractérise la relation entre la consommation de carburant et la consommation électrique. Les performances de cette stratégie basée sur l'optimisation en temps réel ont été mises en évidence à de nombreuses reprises dans la littérature [80-83]. Notamment dans [84], où une analogie est établie avec les résultats obtenus pour une optimisation sous le PMP. Dans ce groupe de stratégies optimales réalisables en temps réel figure le contrôle prédictif de modèle (MPC) [85-87]. Cette stratégie permet d'obtenir un contrôle optimal en temps réel à travers la résolution à chaque instant d'échantillonnage du problème en boucle ouverte sur un domaine temporel fini qu'on appelle horizon de prédition. Ce contrôle est établi sous différentes contraintes et peut gérer efficacement différentes variables. Les performances du MPC ont été mise en évidence et soulignées à de nombreuses reprises, notamment dans [85] où l'auteur compare la consommation d'hydrogène obtenue par le MPC à celle obtenue par une stratégie « Rule-based », la consommation de référence est établie par la programmation dynamique, Figure 16. L'étude en question prend également en compte l'impact des contraintes prédéfinies.

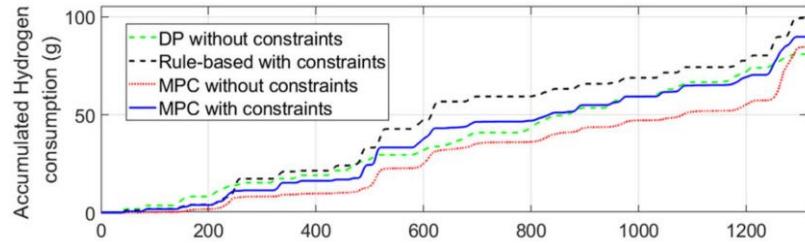


Figure 16 : Comparaison de la consommation obtenue par différentes stratégies [85]

Dans [86], l'auteur souligne l'impact du choix de l'horizon de prévision sur la gestion énergétique du MPC. Cette étude est significative, car elle permet de mettre en évidence un compromis nécessaire entre l'optimalité de la distribution et sa faisabilité en temps réel (temps d'implémentation), Figure 17. Ce critère reviendra à de nombreuses reprises tout au long de cette thèse.

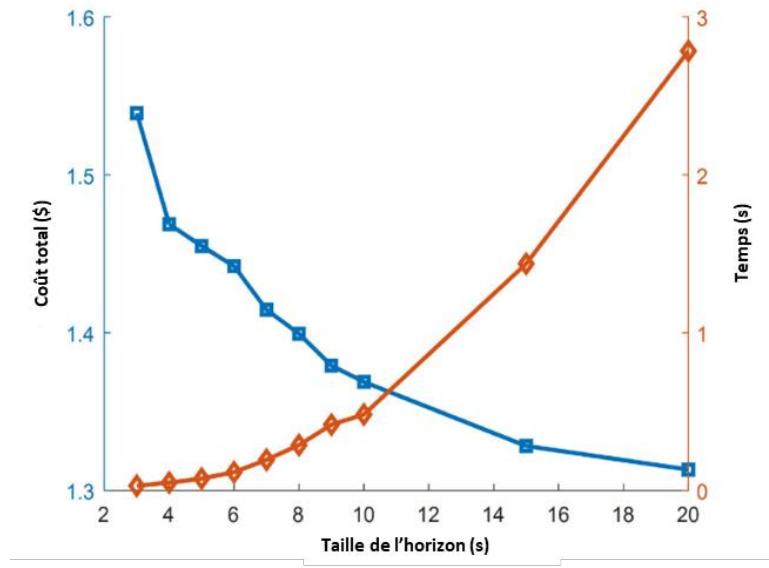


Figure 17 : Coût optimal et temps de calcul pour différentes tailles de l'horizon de prédition [86]

Ainsi, il existe différentes catégories de SGE dotées de différentes caractéristiques et applicables selon différents critères. La sélection d'une SGE adéquate dépend par conséquent de l'objectif de l'étude ainsi que de son cahier de charges. Différents cas de figure, mettant en évidence différentes SGE, seront adoptés durant cette thèse. Notamment dans la partie suivante, où la DP permettra de souligner l'impact de différents facteurs sur la gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène et principalement sur les performances du système de batteries.

2.3. La gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène basée sur l'optimisation.

La gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène est un processus complexe dont les performances dépendent de différents aspects, notamment la précision des modèles adoptés pour les sources de stockage d'énergie. Comme indiqué dans le chapitre 2, les travaux de l'équipe du Professeur Loïc Boulon sur l'estimation en temps réel des performances des PEMFC, sous différentes conditions opératoires, ont permis une amélioration de la consommation énergétique du système. En effet, les variations de performances au sein de la PEMFC, dues à différents facteurs internes comme externes, ont été identifiées et prises en considération dans la gestion énergétique du système. Toutefois, dans le cadre de l'étude réalisée, l'impact de ces mêmes facteurs sur les performances des batteries a été estimé négligeable. Ainsi, cette partie vise à définir clairement cet impact et à mettre en évidence l'intérêt de prendre également en considération les performances des batteries.

Tout d'abord un véhicule hybride à hydrogène est modélisé. Les caractéristiques de ce véhicule et de ses sources de stockage d'énergie sont illustrées dans le Tableau 1. Une attention particulière sera portée aux limites de tension de la batterie, en effet celles-ci

définissent sa zone d'opération sécuritaire (SOA) [88, 89] établie par le constructeur. La distribution énergétique de ce véhicule est établie pour différents cas de figure sous différentes conditions opératoires. L'analyse de ces différents cas de figure permet ainsi de mettre en évidence l'impact de la variation des performances des batteries sur la gestion énergétique du système.

Tableau 1 : Détails du véhicule hybride à hydrogène

masse du véhicule	2000 kg
Surface frontale	2.18 m ²
Densité de l'air	1.2 kg/m ³
Résistance aux roulements	0.015
Puissance en régime ralenti de la PEMFC	5 kW
Puissance max de la PEMFC	45 kW
Capacité de la batterie	16 Ah
Tension minimale de la batterie	270 V
Tension maximale de la batterie	390 V

La SGE **DP** adoptée pour cette étude, minimise le coût d'opération du système sur le cycle de conduite sélectionné à travers la définition d'une trajectoire optimale pour le courant de la PEMFC. Ce dernier représente la variable de contrôle du système. La distribution de puissance est représentée par la relation suivante :

$$P_{PEMFC} + P_{bat} = P_{tract} \quad (8)$$

Avec P_{batt} la puissance de la batterie, P_{PEMFC} la puissance de la PEMFC et P_{tract} la puissance requise par le système de traction.

Le système hybride est représenté selon un modèle espace-état non linéaire. Une fonction de coût du système est établie en dollars. Celle-ci prend en considération la consommation

d'hydrogène ainsi que le coût d'opération de chaque source d'énergie. Ces coûts d'opération ont été adoptés selon des études expérimentales [90, 91].

Le modèle d'espace d'état du système est décrit par les équations suivantes :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k) + x_k \\ x = [SOC, P_{bat}, P_{PEMFC}] \end{cases} \quad (9)$$

$$(10)$$

$$(11)$$

Avec x le vecteur d'état, u la variable de contrôle, dans ce cas le courant de la PEMFC, SOC l'état de charge de la batterie, P_{bat} la puissance de la batterie et P_{PEMFC} la puissance de la PEMFC.

La fonction de coût du système est définie par :

$$J = \min \sum_{k=0}^{N-1} [Cost_{PEMFC}(k) + Cost_{batt}(k) + Cost_{H_2}(k)] \quad (12)$$

Avec $Cost_{PEMFC}(k)$ le coût relié au fonctionnement de la PEMFC et à sa dégradation à l'instant k , $Cost_{batt}(k)$ le coût de fonctionnement de la batterie et de sa dégradation, $Cost_{H_2}(k)$ le coût de l'hydrogène consommé. Comme indiqué précédemment, ces coûts ont été définis à partir de tests expérimentaux.

Les contraintes qui s'appliquent aux systèmes sont les suivantes :

$$\begin{cases} SOC_{min} \leq SOC \leq SOC_{max} \\ P_{FC,min} \leq P_{FC} \leq P_{FC,max} \\ P_{bat,min} \leq P_{bat} \leq P_{bat,max} \end{cases}$$

Avec SOC_{min} et SOC_{max} les limites d'état de charge de la batterie, $P_{PEMFC,min}$ et $P_{PEMFC,max}$ les limites de puissance de la PEMFC et $P_{bat,min}$ et $P_{bat,max}$ les limites de puissance de la batterie.

Concernant les sources de stockage d'énergie, le modèle Amphlet et al. [45] est utilisé pour la PEMFC. Ce modèle est décrit par les équations (2) à (7). Pour la batterie, un modèle circuit équivalent (ECM) complet avec des paramètres reliés à la température du système est adopté.

Il permettra de reproduire de façon relativement précise l'impact de la température sur les performances de la batterie [92, 93]. Ce dernier est défini par l'équation suivante :

$$V_{bat}(T) = V_{oc}(T) - K(T) \cdot \frac{Q(T_a)}{Q(T_a) - q} \cdot (i_{low} + q) + A \cdot \exp(-B \cdot q) - C \cdot q - R_{bat}(T) \cdot i_{bat} \quad (13)$$

Avec V_{bat} la tension de la batterie, V_{oc} la tension circuit ouvert, T la température de la batterie, Q la capacité maximale de la batterie, q la capacité extraite, i_{low} la dynamique de courant à basse fréquence (ce courant représente le courant filtré qui traverse la résistance de polarisation) , A est un coefficient exponentiel de tension, B est un coefficient exponentiel de capacité, C est la pente nominale de décharge en V/Ah et R_{bat} la résistance interne de la batterie.

Les différents modèles et équations du système présentés sont implémentés sous le logiciel Matlab/Simulink. Le profil de conduite sélectionné pour réaliser la simulation du système est le « Worldwide harmonized Light vehicles Test Cycles 2 » (WLTC_2). Ce profil est illustré par la Figure 18.

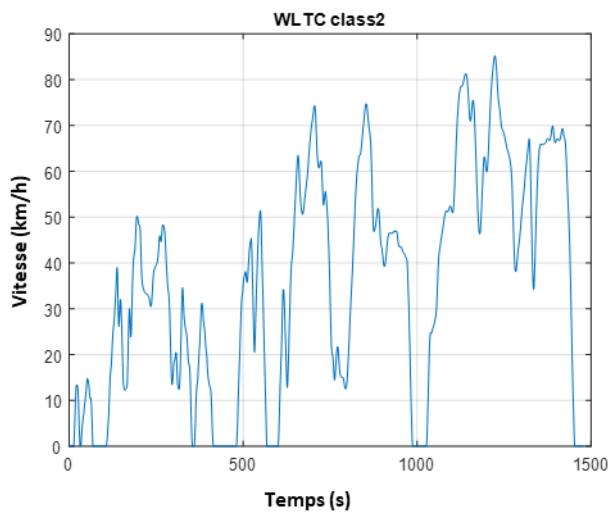


Figure 18: Cycle de conduite normalisé WLTC 2

Dans le but de mettre en évidence l'importance de la précision des performances de la batterie dans la gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène, trois cas de figure sont analysés. Ces cas de figure mettent en scène différentes conditions opératoires :

- Dans le premier cas, la distribution énergétique est obtenue par la DP pour un système sous des conditions opératoires normales. Les sources d'énergie du système opèrent sans aucun impact de facteurs externes (température) ou internes (vieillissement). La DP établit la trajectoire optimale pour le courant de la PEMFC sous le profile WLTC2 sélectionné.
- Dans le second cas de figure, la trajectoire optimale du courant de la PEMFC obtenue précédemment est appliquée à nouveau au système hybride sous le même profil de conduite, mais pour des conditions opératoires différentes (sous basse température). Les performances des sources d'énergie sont ainsi détériorées par ce facteur externe.
- Le troisième et dernier cas de figure illustre une gestion énergétique à nouveau sous des conditions opératoires extrêmes, mais où les performances détériorées des systèmes de stockage d'énergie sont prises en considérations par la SGE. Ce cas de figure met en évidence l'intérêt d'estimer en temps réel les performances des deux sources d'énergie du système.

La simulation du premier cas de figure est effectuée. Le système est placé à une température ambiante de 20°C. La DP fournit, à travers le contrôle du courant de la PEMFC, une distribution énergétique quasi optimale du système pour le cycle de conduite choisi. Cette distribution est présentée dans la Figure 19.a. Les variations de la tension de la batterie, pour cette distribution

énergétique, tout au long du cycle, sont présentées dans la Figure 19.b. On constate que la batterie opère au sein de sa SOA ($V_{bat,min} < V_{bat} < V_{bat,max}$).

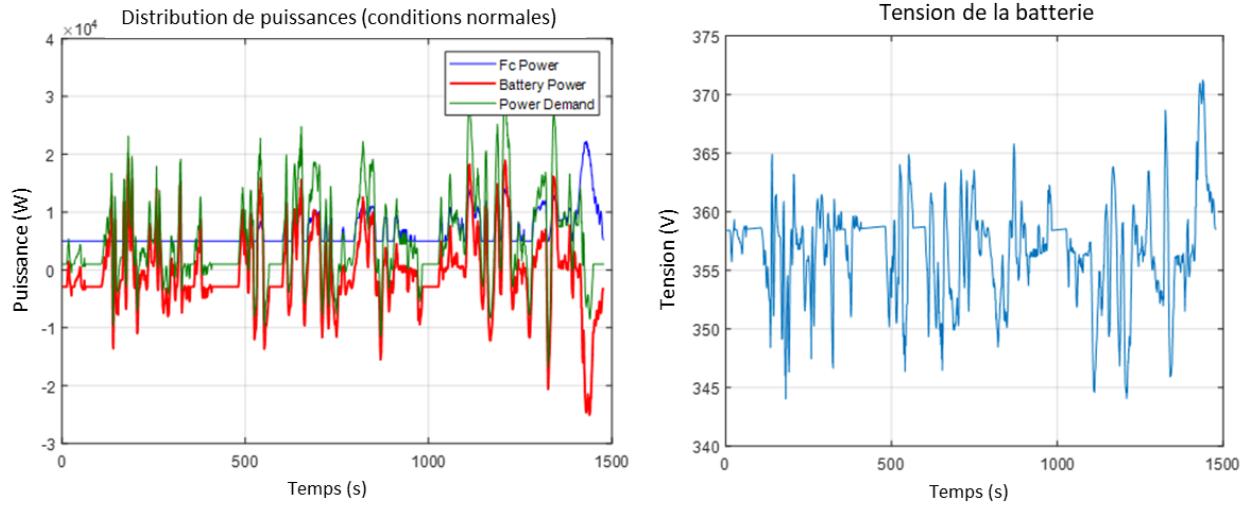


Figure 19 : (a) Distribution de puissance sous des conditions opératoires normales (b) Tension de la batterie correspondante

Pour le deuxième cas, la trajectoire optimale du courant de la PEMFC, obtenu précédemment, est appliquée à un système dont les performances ont été impactées par des facteurs externes (température basse de -10°C). Le cycle de conduite est inchangé. Afin de fournir la même distribution de puissance prédefinie par la gestion énergétique, la batterie est contrainte d'opérer en dehors de sa SOA comme l'indiquent les résultats obtenus et illustrés dans la Figure 20. Cette situation, représente un risque technologique considérable qui peut engendrer des problèmes de sécurité conséquents ainsi qu'une dégradation accélérée du système.

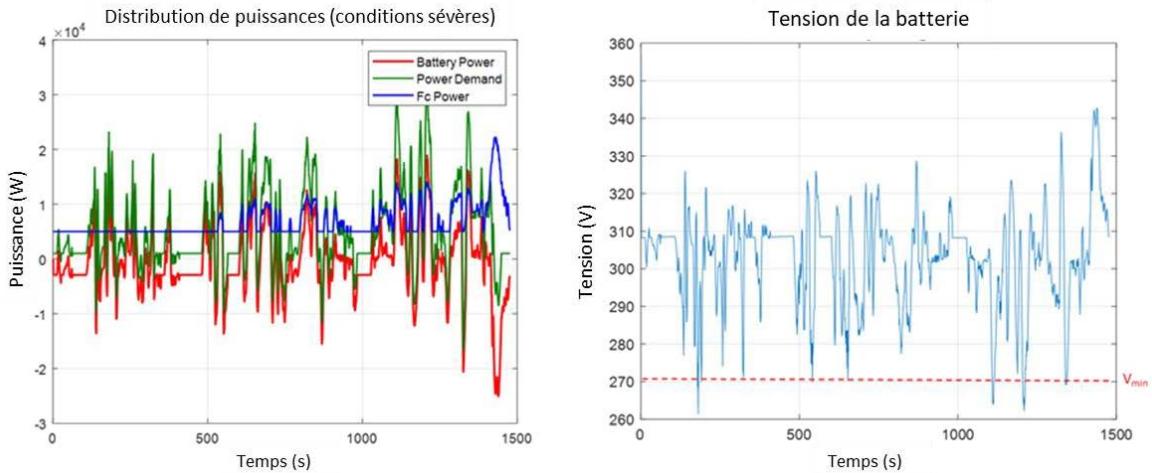


Figure 20 : (a) Distribution de puissance sans considération de la variation des performances des sources d'énergie (b) Tension de la batterie correspondante

Dans le troisième cas analysé, les conditions opératoires difficiles (basse température) sont maintenues. Toutefois, une nouvelle distribution énergétique optimale est établie à travers l'implémentation de la variation des performances des sources d'énergie. Ainsi l'impact des conditions opératoires sur ces performances est pris en considération par la SGE avant d'établir une nouvelle trajectoire optimale pour le courant de la PEMFC. La nouvelle distribution est présentée dans la Figure 21. L'analyse de la tension de la batterie met en évidence la considération des performances détériorées dans cette distribution. En effet, celle-ci est maintenue au sein de sa SOA tout au long du cycle.

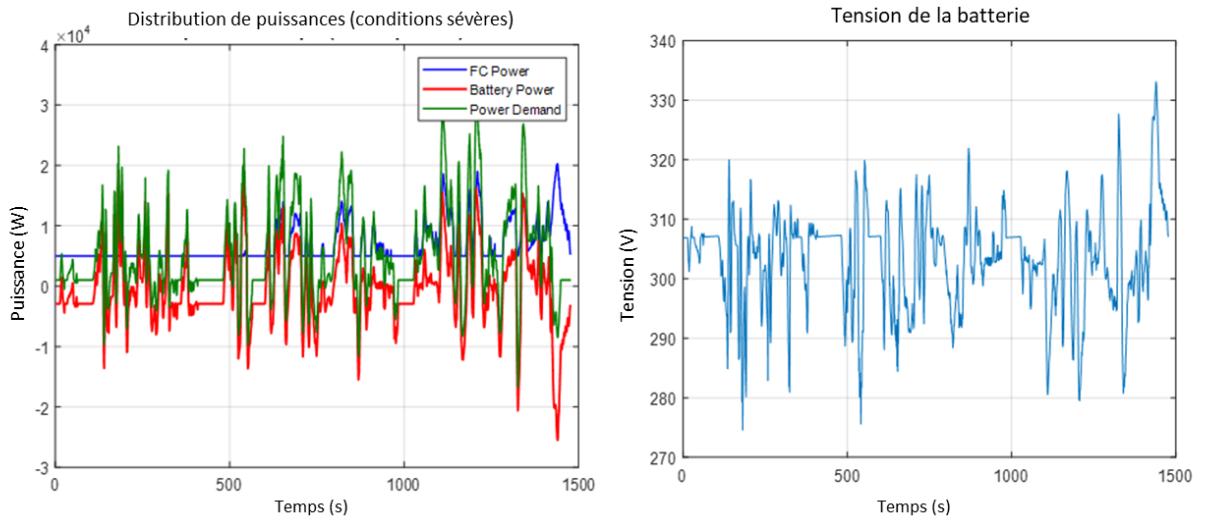


Figure 21 : (a) Distribution de puissance avec considération de la variation des performances des sources d'énergie (b) Tension de la batterie correspondante

À travers l'analyse de ces résultats, l'impact de la variation des performances d'une batterie sur la gestion énergétique du véhicule est mis en évidence. En effet, lorsque les conditions opératoires dégradent les performances de la batterie (second cas de figure) il est nécessaire de prendre en considération cette diminution afin d'adapter de manière efficace la distribution de puissance entre les sources d'énergie. Cela permet d'éviter une mauvaise gestion et surtout un fonctionnement non sécuritaire de la batterie. Cette adaptation est mise en évidence dans le troisième cas de figure où la gestion énergétique prend en considération cette variation de performances. L'ensemble de cette étude justifie la nécessité de mettre en place un processus permettant, comme pour la PEMFC, d'estimer en temps réel les performances clés de la batterie et de les intégrer dans les SGE. Ainsi, la variation de performances des deux sources d'énergie du système due à des facteurs internes comme externes sera identifiée, ce qui permettra d'adapter la distribution énergétique du système pour maintenir son efficacité.

Ainsi ce chapitre a permis de mettre en évidence l'impact des conditions opératoires sur les performances des batteries et surtout de montrer l'importance de prendre en considération cet impact pour assurer une gestion sécuritaire et précise du système.

Par conséquent, dans le chapitre suivant, une étude complète sur les batteries au sein des véhicules hybrides à hydrogène est proposée. Cette étude met en lumière les principales caractéristiques des batteries ainsi que leurs métriques de performances clés.

3. Chapitre 3 : Les batteries et leurs performances

L'étude précédente a permis de présenter les principes fondamentaux des véhicules hybrides à hydrogène et de leur gestion énergétique. Les améliorations obtenues par l'estimation en temps réel des performances des PEMFC ont été illustrées ainsi que l'intérêt d'estimer également en temps réel les performances des batteries.

Dans ce chapitre, une étude axée autour des batteries et de leurs performances est réalisée. Ainsi les principales métriques de performances des batteries, fondamentales à leur bon fonctionnement au sein des véhicules hybrides, seront introduites et analysées. Une comparaison des différentes approches permettant de les estimer sera effectuée. Cette comparaison permettra, selon des critères et un cahier de charge bien défini, de mettre en place un processus adéquat d'estimation en temps réel des performances des batteries. Une validation expérimentale sera également réalisée afin d'appuyer la précision et la robustesse du processus mis en place.

Les batteries sont des composants électrochimiques permettant le stockage d'énergie. Au sein des véhicules hybrides à hydrogène, ces composants représentent en général une source d'énergie secondaire qui a pour principal objectif d'assister la PEMFC lors des phases à dynamiques rapides afin de limiter sa dégradation. Cette source secondaire permet également au système hybride de récupérer de l'énergie lors des phases de freinage. Afin d'assurer leur bon fonctionnement, les batteries sont équipées de leur propre système de contrôle appelé « Battery Management System » (BMS) [94, 95]. Le BMS est un élément clé des batteries qui permet d'assurer une utilisation sécuritaire des batteries à travers la gestion de l'équilibre des cellules et le suivi des différentes caractéristiques de fonctionnement de celles-ci telles que

l'état de charge (SOC) [96], l'état de santé (SOH) [97] ou encore l'état de puissance (SOP) [98].

La modélisation des batteries peut représenter un aspect important du BMS. Dépendamment de l'application visée, le modèle de batterie doit être sélectionné selon des critères bien définis. Dans le cas des applications véhiculaires, un compromis entre précision, robustesse et temps de calcul est nécessaire notamment pour assurer un bon fonctionnement en temps réel [17, 97].

3.1. L'état de charge des Batteries (SOC)

L'état de charge des batteries indique la quantité d'énergie disponible dans celles-ci à un instant donné. Un SOC de 100% représente une batterie pleinement chargée tandis qu'un état de charge à 0% indique le contraire. Au sein des véhicules électriques à batterie (BEV), cette métrique de performance est cruciale et son estimation présente des enjeux importants. En effet, dans les BEV, l'autonomie du véhicule est directement liée au SOC des batteries. Dans le cas des véhicules hybrides à hydrogène, le SOC est principalement lié à la gestion énergétique du système. Il représente un paramètre important permettant d'établir efficacement la distribution de puissance entre les sources. Cette métrique de performance varie selon différents facteurs. On retrouve principalement le vieillissement des batteries qui va venir directement impacter de façon permanente cette caractéristique énergétique ou encore les conditions opératoires qui quant à elles vont avoir un impact généralement réversible. Au sein de ces véhicules hybrides, le SOC est limité à un intervalle bien défini (généralement entre 60% et 90%) [46, 99]. Cet intervalle a pour principal objectif de limiter la dégradation de la batterie. En effet, la profondeur de recharge de la batterie, « Depth of discharge » (DOD) est un paramètre directement lié à sa durée de vie [100]. La durée de vie des batteries, estimée

généralement en nombre de cycles, décroît de façon inversement proportionnelle à sa DOD,

Figure 22.

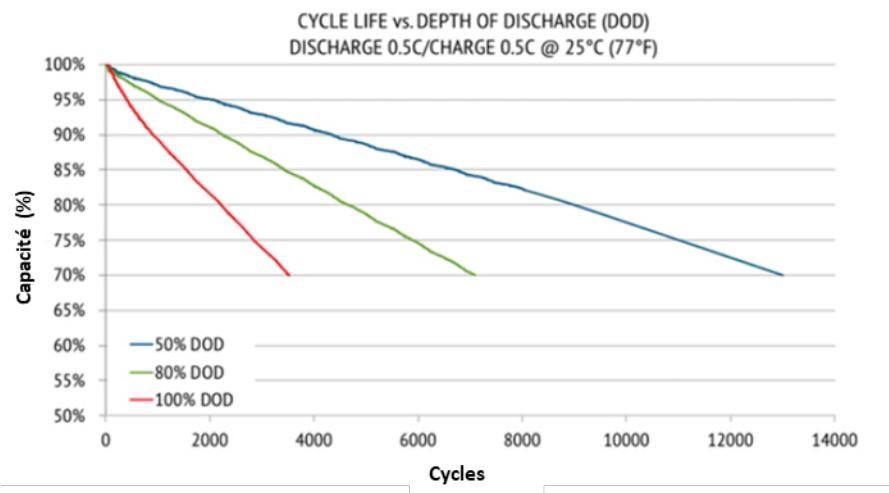


Figure 22: Impact du DOD sur la durée de vie des batteries (Source : Batterie LiFePo4 Relion 12V datasheet)

Ainsi, quelle que soit l'application, l'estimation adéquate du SOC des batteries est importante. Il existe dans la littérature de nombreuses méthodes permettant de remonter à ce SOC. D'ailleurs, il s'agit de la métrique de performances qui a le plus été analysée par les chercheurs et dont les avancées technologiques sont les plus poussées présentement. Les principaux indicateurs directs permettant de remonter au SOC sont la capacité de la batterie, sa tension en circuit ouvert «Open Circuit Voltage» OCV, son impédance et sa résistance interne. Les méthodes permettant d'estimer le SOC des batteries peuvent être catégorisées en plusieurs groupes :

- Les méthodes basées sur des cartographies [101-105] : Ces méthodes utilisent le lien entre le SOC des batteries, les caractéristiques externes de celles-ci telles que l'OCV, l'impédance, etc. Ainsi, à partir d'une cartographie établie et en mesurant la caractéristique externe il est possible d'estimer directement l'état de charge actuel de la batterie. La fiabilité de cette méthode reste toutefois assez limitée. En effet les mesures des caractéristiques externes telles que l'impédance ne sont pas évidentes et requièrent des protocoles coûteux en termes de temps et d'instruments. Ces méthodes sont plus adaptées à des environnements de laboratoires.
- Les méthodes basées sur des modèles [95, 104, 106-109] : Comme leur nom l'indique, ces méthodes utilisent les différents modèles des batteries pour estimer leur SOC. On y retrouve principalement les modèles électrochimiques (EM) [110-115], les modèles d'impédance électrochimiques (EIM) [116, 117] et les modèles circuit équivalent (ECM) [97, 109, 118, 119]. Ces derniers représentent les modèles de batteries les plus fréquemment utilisés grâce à leur précision satisfaisante et leur bonne implémentation en temps réel. Ainsi en associant, un modèle de batterie à un algorithme d'estimation adéquat (filtre adaptatif, observateur d'état, etc.) il est possible d'obtenir l'estimation du SOC. De nombreux travaux ont d'ailleurs validé ces techniques d'estimation sur des bancs d'essai « Hardware In the Loop » (HIL) pour souligner leur efficacité.
- Les méthodes basées sur les données (ou « Data-Driven ») : sont des méthodes qui mettent en avant des modèles « Black Box » de batteries [120-122]. Ainsi seule la réponse du système à une entrée donnée est considérée. Ces méthodes permettent ainsi de résoudre les problèmes de modélisation de la batterie et plus

précisément de ses fonctionnements non linéaires. Le modèle « Black Box » se base sur un système de modélisation (Neural Network (NN), Fuzzy Logic, etc.) combiné à une série de mesures expérimentales. Toutefois la précision et la fiabilité de ces modèles peuvent être remises en question dans le cas où les conditions opératoires auxquelles fait face la batterie n'ont pas été incluses dans les mesures expérimentales. La quantité de données ainsi que leur implémentation jouent également un rôle conséquent dans l'efficacité de ces techniques et leur faisabilité.

- La méthode intégrale Ampère heure ou méthode Coulométrique : cette méthode, fréquemment utilisée [27, 52, 96, 123-125], permet d'estimer le SOC des batteries à partir de la valeur de sa capacité maximale, la mesure du courant qui la traverse et de son état de charge initiale. Elle est représentée par l'équation suivante :

$$SOC(k) = SOC_{init} - \int_{t_0}^{t_k} \frac{\eta \cdot i_{bat} \cdot dt}{Q} \quad (14)$$

Avec $SOC(k)$ le SOC estimé, SOC_{init} le SOC initiale, η le rendement de coulomb, i_{bat} le courant de la batterie et Q la capacité maximale de la batterie.

Cette méthode d'estimation du SOC est efficace et précise, néanmoins ses performances dépendent de l'exactitude des paramètres de l'équation et de la qualité de la mesure de courant (14). En effet, la connaissance de l'état de charge initiale de la batterie est requise ainsi que celle de sa capacité maximale. De plus, cette dernière varie en fonction des conditions opératoires ainsi que du vieillissement.

Malgré certains inconvénients et certaines limitations, les méthodes d'estimation du SOC de la batterie demeurent en général efficaces et aisément mises en pratique dans les applications réelles. La méthode intégrale ampère-heure représente, parmi celles-ci, une des méthodes les plus fréquemment utilisées. Son efficacité et sa fiabilité, sur une plage de variation limitée et

définie préalablement, peuvent être améliorées par le biais d'une mise à jour en temps réel de la capacité maximale de la batterie.

3.2. L'état de santé des batteries

L'état de santé des batteries, « State Of Health » (SOH), représente le niveau de dégradation de celles-ci [97, 126-129]. Cette métrique de performances peut ainsi indiquer soit la diminution de la capacité de stockage énergétique de la batterie, soit la diminution de sa caractéristique de puissance. La définition de ce SOH dépend donc du domaine d'application visé. Pour les BEV, l'aspect énergétique des batteries joue un rôle prédominant dans le système, en effet celles-ci sont la principale source d'énergie du véhicule. Par conséquent, le SOH est généralement défini, dans ce cas-là, comme étant la valeur de la capacité énergétique maximale de la batterie [130] à un instant donné par rapport à sa capacité maximale initiale [131]:

$$SOH(\%) = \frac{Q_b - Q_{EOL}}{Q_{init} - Q_{EOL}} * 100\% \quad (15)$$

Avec Q_{EOL} la capacité maximale à la fin de vie de la batterie. Celle-ci est fixée généralement à 80% de la valeur de capacité maximale initiale Q_{init} , Q_b indique la capacité maximale actuelle de la batterie [97, 131].

Dans le cas des véhicules hybrides à hydrogène, le système PEMFC représente la principale source d'énergie du véhicule. La batterie est en général une source secondaire de puissance. Il est plus approprié, dans ce cas-là, de définir le niveau de dégradation de la batterie selon sa caractéristique de puissance. Les deux principaux indicateurs pour cette caractéristique sont la résistance interne de la batterie et son impédance. Ces indicateurs sont d'ailleurs accessibles à partir des modèles circuit équivalent des batteries (ECM). En effet, les valeurs de ces

indicateurs vont croître de façon continue tout au long du vieillissement de la batterie. Ainsi le SOH est défini comme étant le rapport entre la valeur actuelle de l'indicateur et sa valeur initiale [94, 97]:

$$SOH(\%) = \frac{R_{EOL} - R_b}{R_{EOL} - R_{init}} * 100\% \quad (16)$$

Avec $R_b = R_0 + \sum_1^n R_i$. R_{EOL} la résistance de fin de vie de la batterie. Celle-ci est généralement fixée, pour des batteries lithium ion, à 160% de la valeur de résistance initiale R_{init} . En effet, la fin de vie d'une batterie est indiquée dans la majorité des applications par une diminution de 60% de sa puissance maximale [105].

Le SOH joue un rôle fondamental dans l'utilisation sécuritaire et adéquate de la batterie. Son estimation a connu une attention croissante au sein de la communauté scientifique ces dernières années. La capacité à estimer cet état en temps réel permet en effet une amélioration significative des performances dans les applications automobiles. Elle permet notamment de détecter les incidents majeurs en termes de dégradations, de diminuer le risque d'accident, mais aussi de prévoir tout remplacement et entretien de la batterie. Cette estimation en temps réel permet surtout d'assurer une estimation précise et valide des autres caractéristiques clés de la batterie telles que le SOC ou encore son état de puissance, « State of Power » (SOP). Afin d'illustrer ces propos, prenons comme exemple l'estimation du SOC. Comme indiqué précédemment, celle-ci se base, dans le cas de la méthode ampère-heure, sur la capacité maximale de la batterie. Cette dernière diminue continuellement tout au long de la durée de vie de celle-ci jusqu'à atteindre une valeur limite, définie par la capacité de fin de vie de la batterie (généralement égale à 80% de la capacité initiale). L'estimation du SOH permet de suivre les variations de cette capacité maximale afin de maintenir une estimation précise du SOC. Considérant l'importance de cette caractéristique dans le fonctionnement des

batteries et leur gestion énergétique, une revue de littérature complète des méthodes d'estimation du SOH a été réalisée. Cette étude a permis la publication d'un article [97] révisé par les pairs au sein de la revue scientifique « MDPI : World Electric Vehicle Journal », Annexe 1.

En effet, de nombreuses études ont été conduites pour concevoir des méthodes d'estimation du SOH des batteries. Ces méthodes peuvent être séparées en trois catégories, Figure 23 : les méthodes expérimentales, les méthodes basées sur des modèles et enfin les méthodes basées sur le « Machine Learning » [97]. Parmi ces trois catégories, seules les méthodes basées sur des modèles et les méthodes basées sur le « Machine Learning » répondent aux critères de faisabilité en temps réel. Les méthodes expérimentales requièrent, dans la majorité des cas, une durée de réalisation importante ainsi qu'un coût élevé en termes d'équipements et de volume. Ainsi la revue de littérature a été conduite en prenant en considération seulement les deux catégories de méthodes viables en temps réel.

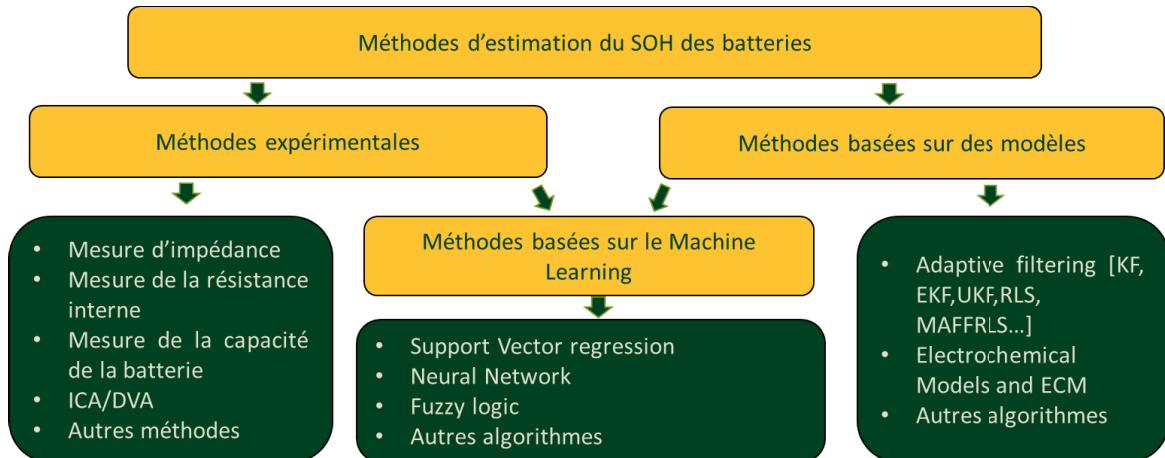


Figure 23 : Les différentes méthodes d'estimation du SOH des batteries [97]

Méthodes d'estimation du SOH basées sur des modèles

Les méthodes basées sur des modèles, comme dans le cas du SOC, se basent sur une modélisation des batteries pour en extraire les caractéristiques clés. Encore une fois, on retrouve une dominance des modèles ECM pour cette estimation dans les applications véhiculaires. Une des techniques les plus utilisées est en effet le filtrage adaptatif pour l'identification des paramètres de ces modèles. Deux principaux filtres sont généralement utilisés, le filtre « Kalman » et le filtre « Least Square » à partir desquels des indicateurs du SOH des batteries est identifié en temps réel, mais surtout à partir desquels de nombreux filtres dérivés (« Extended Kalman Filter » EKF, « Recursive Least Square » RLS, etc) [18, 106, 107, 132-136] sont conçus pour améliorer l'efficacité de cette identification. Différentes études ont mis en évidence l'efficacité de ces algorithmes à identifier les paramètres des modèles ECM, mais également les limites de chaque algorithme en termes de précision et de temps de calcul. Dans une série de trois publications, Plett et al [137-139] justifient l'intérêt d'utiliser le EKF par rapport au filtre Kalman classique dans l'identification des paramètres d'un modèle ECM. En effet, ce filtre dérivé permet l'ajout d'une étape de linéarisation pour faire face au comportement non linéaire du système. La capacité du filtre RLS à identifier avec précision directement tous les paramètres des modèles ECM de batteries a également été abordée et soulignée dans la littérature. La précision de ce filtre et surtout sa facilité d'implémentation ont été démontrées par Chaoui et al. [118] où les paramètres d'un modèle ECM de batterie sont identifiés.

Dans cette catégorie de méthode, on retrouve également les observateurs qui permettent l'identification des paramètres des modèles de batteries. Ils bénéficient d'une estimation précise avec une robustesse considérable face aux changements de température et aux erreurs de modélisation, comme l'indiquent Ning et al [140] à travers l'utilisation d'un observateur de type « sliding mode observer ».

Les modèles électrochimiques EM, qui sont généralement des modèles basés sur des équations non linéaires avec un nombre important de paramètres non linéaires, font partie des méthodes d'estimation du SOH. En effet, à travers leur niveau de détails élevé et leurs différents paramètres, on retrouve dans ces modèles les indicateurs clés du SOH des batteries. Ainsi, par le biais d'une simplification adéquate de ces EM, il est envisageable de les associer à des algorithmes d'identification pour extraire la valeur de leurs paramètres [141]. Ces modèles restent, toutefois, des modèles relativement complexes et détaillés. Leur coût d'implémentation est donc supérieur à celui des modèles circuit équivalent ECM. Leur intérêt est plus significatif au sein d'applications dont le budget est plus important, telles que les applications spatiales ou encore militaires.

D'autres méthodes d'identification basées sur des modèles de batteries sont disponibles, notamment les méthodes basées sur les algorithmes d'optimisation. Dans [142], Chen et al utilisent un algorithme d'optimisation, « les algorithmes Génétiques » (GA) pour estimer la capacité de diffusion d'un modèle circuit équivalent de batterie et ainsi remonter à son SOH. Comme les modèles électrochimiques, ces algorithmes d'optimisation sont, dans la majorité des cas, limités par leur complexité et leur temps de calcul élevé.

Les méthodes basées sur des modèles de batterie, présentés ci-dessus, bénéficient d'une facilité d'implémentation et d'un temps de calcul généralement faible. Ils requièrent une structure simple et sont relativement précis dans leurs estimations. Leur principale limitation figure dans leur dépendance élevée au modèle de batterie considéré dans l'estimation. Parmi ces méthodes les filtres adaptatifs et les observateurs, associés à des ECM, présentent moins de limitations en termes de complexité et de temps de calcul que les modèles électrochimiques ou encore les algorithmes d'optimisation.

Méthodes d'estimation du SOH basées sur le « Machine Learning »

Les méthodes basées sur le « Machine Learning » représentent une combinaison entre les méthodes expérimentales et les méthodes basées sur des modèles. En effet, elles se basent sur des données de mesures expérimentales obtenues en laboratoire associées à des modèles de batteries pour mettre à jour les paramètres de ces modèles et extraire les performances clés des batteries.

La littérature propose de nombreux algorithmes de « Machine Learning » permettant l'identification de paramètres [143-148]. L'algorithme « Support Vector Regression » (SVR) figure parmi ces algorithmes, il est utilisé dans [12], pour extraire la durée de vie d'une batterie avant de la prendre en considération dans la stratégie de gestion énergétique. Cet algorithme est également mis en évidence dans [149], où l'auteur l'utilise pour effectuer l'estimation en temps réel du SOH de la batterie à l'aide de mesures expérimentales obtenues au préalable par spectroscopie d'impédance électrochimique, « Electrochemical Impedance Spectroscopy » (EIS). Dans les deux études présentées, l'algorithme SVR propose une estimation précise et adéquate du SOH de la batterie. Les méthodes « Fuzzy Logic » et « Gaussian Process » figurent également parmi les méthodes prédominantes en termes de « Machine Learning ». Les auteurs dans [150] et [151] indiquent l'efficacité de ces méthodes à traiter des données expérimentales pour fournir un pronostique en temps réel de l'état de santé d'une batterie.

Une des méthodes qui a connu un intérêt fulgurant en termes de « Machine Learning » est les Réseaux de Neurones « Neural Networks » (NN). Yang et al [152] montrent la précision et l'efficacité de cette méthode en termes d'estimation du SOH des batteries avec une marge

d'erreur relative de 1.5%. Cette précision est à nouveau mise en évidence dans [153] où Eddahetch et al. utilisent un réseau de neurones pour traiter des mesures expérimentales obtenues par EIS et fournir une estimation en temps réel du SOH des batteries. Dans [147] et [154] les auteurs introduisent deux versions améliorées et innovantes du NN, respectivement le « Single Layer Feed Forward Neural Network » (SLFF-NN) et le « Long-Short-Term Memory Neural Network » (LSTM-NN). Les performances de ces variantes du NN conventionnel sont comparées en termes d'estimation du SOH à celles de ce dernier. Les résultats de cette comparaison montrent que dans les deux cas l'estimation est obtenue avec une précision plus élevée, néanmoins elle requiert un nombre plus important de données et de mesures expérimentales sous différentes conditions opératoires. De plus, malgré sa précision, le SLFF-NN, dépend d'une structure relativement complexe qui augmente le temps de calcul du processus.

Dans le cadre des applications automobiles, les performances des méthodes « Machine Learning » nécessitent un compromis entre la qualité et la quantité des données nécessaire à leur réalisation ainsi que leur coût d'implémentation en termes de structure de l'algorithme et celle du modèle. Les NN par exemple requièrent moins de données expérimentales que la « Fuzzy Logic » néanmoins ils réagissent moins bien face aux systèmes complexes et non linéaires [155].

Ces méthodes « Machine Learning » présentent, en effet, des résultats prometteurs avec une précision élevée. Néanmoins, ils dépendent étroitement des données expérimentales qu'elles exploitent. Par conséquent, en l'absence d'une vaste base de données commune aux différents manufacturiers automobiles, avec des données diverses comprenant de nombreuses conditions opératoires et de nombreux types de véhicules et de batteries, ces méthodes d'identification risquent de faire face à de nombreuses limitations.

Ainsi, à partir de cette revue de littérature, le Tableau 2 a été mis en place. Il permet de mettre en évidence les points forts ainsi que les limites de ces principales catégories de méthode d'estimation du SOH. Cette comparaison permet d'appuyer la sélection d'un processus d'estimation en temps réel des performances des batteries pour la gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène. Ce processus sera introduit à la fin de ce chapitre.

Tableau 2 : Comparaison qualitative des méthodes d'estimation en temps réel du SOH des batteries

Catégorie de méthode	Principaux avantages	Inconvénients
Méthodes basées sur des modèles	<ul style="list-style-type: none"> • Une structure simple • Une estimation relativement précise et robuste • Un faible temps de calcul et une implémentation facile 	<ul style="list-style-type: none"> • Nécessitent une validation expérimentale préalable lors de la phase du développement du processus • Une forte dépendance au modèle de la batterie adopté
Méthodes basées sur le « Machine Learning »	<ul style="list-style-type: none"> • Une estimation avec une haute précision • Une implémentation relativement simple 	<ul style="list-style-type: none"> • Une forte dépendance envers la qualité et la quantité des données et mesures expérimentales ainsi que la diversité des conditions opératoires de celles-ci • Une dépendance au modèle de la batterie adopté

3.3. L'état de puissance des batteries

Une des caractéristiques clés des batteries, avec le SOC et le SOH, est sa caractéristique de puissance, le « State Of Power » (SOP) [98, 156-158]. Cette métrique de performance indique les limites de puissance de la batterie (en charge ou en décharge) sous des conditions opératoires données. En effet, les conditions opératoires et principalement les basses températures ont un impact conséquent sur ce SOP. Toutefois, contrairement au vieillissement, les variations du SOP sont rapides et réversibles. Dans la gestion énergétique des systèmes hybrides, il est donc important de prendre en considération en temps réel les

variations de cette caractéristique afin d'assurer un fonctionnement sécuritaire de la batterie, comme il a été illustré dans le chapitre 2. Ainsi, de nombreuses études se sont focalisées sur l'estimation de ce SOP. Deux catégories de méthodes peuvent être distinguées dans le cadre de cette estimation en temps réel. La première représente les méthodes basées sur des cartes de caractéristiques, « Characteristics Map » (CM) [159-161]. Ces méthodes sont axées autour de la relation entre les caractéristiques externes de la batterie (SOC, Température, Tension, etc.) et sa caractéristique de puissance, Figure 24. La CM est conçue de façon expérimentale à partir des liens entre ces caractéristiques et le SOP. Ainsi des méthodes de mesures telles que le test de caractérisation de la puissance d'impulsion hybride, « Hybrid Pulse Power Characterization » (HPPC) ou encore la EIS sont adoptées pour la conception de la CM. Ces méthodes bénéficient d'une simplicité d'implémentation en temps réel et d'une structure directe. Toutefois, leur dépendance aux mesures expérimentales sur lesquelles elles se basent limite leur fiabilité. En effet, le domaine d'efficacité de celle-ci est principalement défini par les conditions opératoires pour lesquelles elles ont été testées. De plus, ces cartographies sont généralement établies sur des domaines multidimensionnels, ce qui peut se traduire par un coût en termes d'espace de stockage de données élevé. Un exemple de ces méthodes peut être illustré par les travaux de D. Kim et al [159] où le SOP des batteries, principalement dans les applications hybrides, est estimé en temps réel à travers une CM qui considère la relation entre le SOP de la batterie, son SOC, sa température ainsi que son SOH. Cette étude vient appuyer notre constat précédent sur le coût de stockage de cette méthode. Dans [162], on retrouve un autre exemple de CM à travers lequel, l'auteur exploite la relation entre la résistance interne de la batterie, son SOC (à partir de son OCV) et son SOP. Cet exemple propose des résultats intéressants en termes de précisions et de facilité d'implémentation.

Toutefois, ce dernier reste limité par rapport à l'impact de facteurs externes tels que les variations de température.

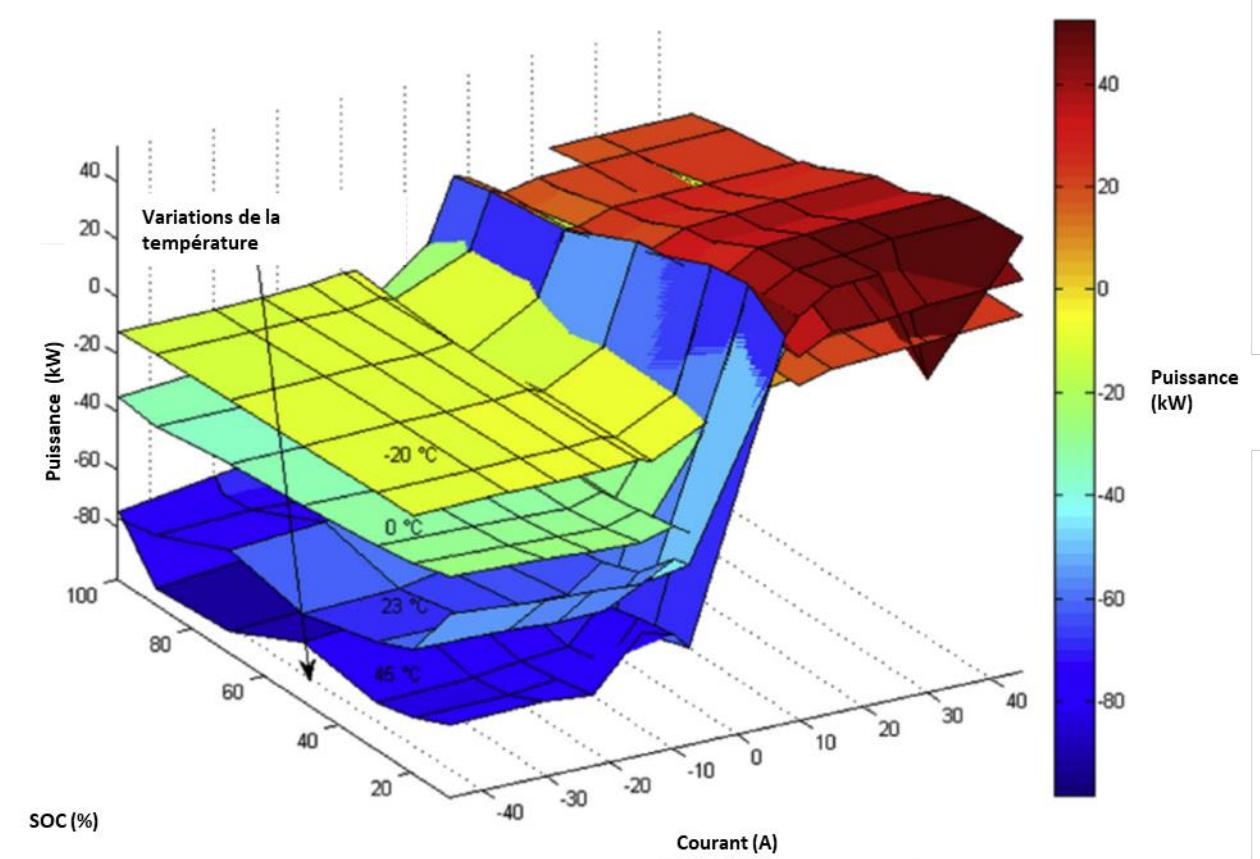


Figure 24: Carte de caractéristique de puissance d'une batterie lithium-ion [98]

La seconde catégorie de méthodes adoptée pour l'estimation du SOP des batteries se base sur la modélisation [163-167] et principalement les modèles ECM de batterie. Ces modèles proposent un bon compromis entre simplicité et précision. Les paramètres constituant ces modèles représentent différents indicateurs permettant de remonter aux performances des batteries. De nombreux chercheurs ont exploité cette particularité pour estimer le SOP des batteries. Farmann et al. [98] décrit cette relation à travers les équations suivantes :

$$SOP_{discharge} = \frac{V_{oc} - V_{min}}{R_b} * V_{min} \quad (17)$$

$$SOP_{charge} = \frac{V_{max} - V_{oc}}{R_b} * V_{max} \quad (18)$$

Avec $SOP_{discharge}$ la puissance maximale pouvant être fournie par la batterie à un instant donné (W), SOP_{charge} la puissance maximale pouvant être reçue par la batterie (W), V_{oc} la tension de la batterie en circuit ouvert (V), R_b la résistance interne de la batterie (Ohm) et V_{min} et V_{max} les limites de tensions de la batterie instaurées par le manufacturier (V). Les conditions opératoires auxquelles sont sujettes les batteries ont un impact direct et significatif sur la valeur de la résistance interne illustrée par les équations (17) et (18) de Farman et al.

Dans [168], l'auteur présente une estimation de cette métrique de performances par filtrage adaptatif, plus précisément par le biais du filtre de Kalman (KF). Ce dernier est appliqué à un ECM de 1^{er} ordre, Figure 25. Les résultats de cette estimation sont comparés aux résultats obtenus par le même processus, mais utilisant cette fois-ci un modèle ECM de 1^{er} ordre associé à une équation de Butler-Volmer permettant de prendre en considération les non-linéarités au sein de la batterie causées par le phénomène de transfert de charge. La comparaison met en évidence une amélioration de la précision de l'estimation avec la considération des phénomènes non linéaires du système. Toutefois cette amélioration est accompagnée d'une augmentation estimée du coût d'implémentation du processus, ainsi la sélection entre les deux exemples ne peut dépendre que de l'application visée et de son cahier de charge. Le même auteur a d'ailleurs analysé l'impact de la température sur les indicateurs de performances des batteries (résistance et OCV) [169]. Cet impact a été modélisé à travers les équations d'Arrhenius et la relation Butler-Volmer. Ce modèle est à nouveau comparé en termes de précision à un modèle ECM linéaire. Les résultats de cette comparaison indiquent

une précision significative du modèle amélioré principalement sous de basses températures.

L'auteur dans [170], mettent en évidence l'estimation du SOP à partir d'un modèle fractionnel de batterie, « Fractionnal-Order Models » (FOM). La précision des paramètres de ces modèles est comparée selon l'ordre de ces derniers (FOM d'ordre 1, 2 ou 3). À travers cette identification les valeurs limites de courant de la batterie (I_{max} et I_{min}) sont estimées selon différentes contraintes. Ces valeurs sont par la suite adoptées pour remonter au SOP. Dans ces différents travaux de recherche, le SOP est exprimé en fonction de paramètres du modèle de la batterie ainsi qu'en fonction des limites électriques de celle-ci.

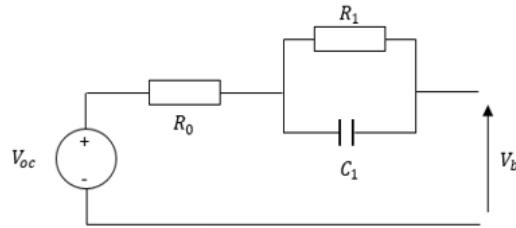


Figure 25 : Modèle Circuit équivalent (ECM) d'ordre 1 d'une batterie où $R_b = R_0 + R_1$

À travers l'étude de ces deux catégories de méthodes permettant d'estimer le SOP des batteries, il est possible d'établir une comparaison adéquate mettant en évidence leurs principaux points forts ainsi que leurs limites selon des critères relatifs à des applications véhiculaires. Cette analyse est illustrée dans le Tableau 3.

Tableau 3 : Comparaison qualitative des méthodes d'estimation en temps réel du SOP des batteries

Catégorie de méthode	Principaux avantages	Inconvénients
Méthodes basées sur les cartes de caractéristiques (CM)	<ul style="list-style-type: none"> • Une structure simple • Un faible temps de calcul et une implémentation facile 	<ul style="list-style-type: none"> • Se basent sur des fonctions multidimensionnelles avec de nombreuses entrées (SOC, températures, courant, etc.) • Nécessitent un espace de stockage relativement élevé pour inclure l'ensemble des données expérimentales
Méthodes basées sur la modélisation	<ul style="list-style-type: none"> • Une estimation avec une haute précision • Une implémentation relativement simple 	<ul style="list-style-type: none"> • Une dépendance au modèle de la batterie adopté

Ainsi cette étude a permis de mettre en évidence et de définir les différentes métriques de performances des batteries. Des revues de littérature ont été menées afin de comparer les différentes méthodes permettant de remonter à ces caractéristiques clés. Tout au long de

cette étude, il a été constaté que les modèles circuits équivalents ECM des batteries ainsi que leurs paramètres permettent l'accès à ces métriques de performances et à leur estimation en temps réel. On retrouve d'ailleurs parmi les principaux paramètres de ces modèles, la résistance interne des batteries qui constitue un indicateur important pour l'estimation du SOH et du SOP. Ainsi dans le cadre de cette thèse, un processus permettant d'estimer en temps réel les métriques de performances des batteries est mis en place à travers l'identification de la résistance interne de celles-ci. Les détails de cette réalisation ainsi que sa validation expérimentale sont fournis dans la partie suivante qui conclue ce chapitre autour des batteries et de leurs performances.

3.4. La résistance interne des batteries : un indicateur clé

La revue de littérature menée a permis de mettre en évidence l'efficacité des ECM des batteries dans l'estimation en temps réel de leurs performances. Cette estimation est directement liée à la précision de ces modèles ainsi qu'à l'identification de leurs paramètres. En effet les paramètres de ces modèles inclus la résistance interne des batteries qui représente un indicateur clés de performances comme indiqué dans les équations (16) à (18). Une identification en ligne précise de cet indicateur permet de remonter directement au SOH ainsi qu'au SOP de la batterie. Toutefois, les études menées ont permis d'établir une distinction fondamentale concernant ces estimations. Le SOH des batteries représente, comme mentionné précédemment, le niveau de dégradation de celles-ci. Cette dégradation se produit de façon lente et continue. De plus, il est important de mentionner que cette dégradation est irréversible. Le SOP des batteries, quant à lui, est décrit par une variation rapide et momentanée, principalement liée aux changements des conditions opératoires. Étant donné

que la résistance interne des batteries constitue un indicateur commun à ces deux métriques de performances, il est nécessaire de différencier son processus d'identification selon la nature de la caractéristique estimée. Pour mieux illustrer ces propos, considérons le SOH des batteries avec l'équation (16) qui le définit, cette équation est rappelée ci-dessous :

$$SOH(\%) = \frac{R_{EOL} - R_b}{R_{EOL} - R_{init}} * 100\% \quad (16)$$

La résistance interne de la batterie mise en évidence dans cette équation varie sous l'effet de différents facteurs, notamment le vieillissement et la température. Toutefois, étant donné que l'effet de la température est réversible et temporaire, seul l'impact du vieillissement permet d'établir une estimation adéquate et précise du SOH. Par conséquent, une condition s'applique à la validité de l'équation (16). **Des conditions opératoires normales (une température d'environ 20°C) sont nécessaires pour réaliser cette estimation.** Grâce à la nature du SOH et à ses caractéristiques, cette condition est parfaitement applicable dans les applications véhiculaires. En effet, comme indiqué précédemment, le SOH des batteries est une métrique de performances dont la variation est généralement considérée lente. Ainsi, il est possible d'envisager une mise à jour de sa valeur à des intervalles relativement éloignés (quelques minutes voire quelques heures selon l'efficacité du système de gestion thermique des batteries) durant lesquelles les conditions d'estimation sont adéquates. En ce qui concerne le SOP, ses variations sont importantes, rapides et réversibles. Les conditions opératoires représentent des facteurs importants de ces variations. Ainsi, une identification en temps réel de la résistance interne des batteries pour cette estimation est nécessaire.

Ainsi cette résistance interne des batteries constitue un indicateur clé pour l'estimation du SOH et du SOP des batteries. Cet indicateur est accessible à travers les paramètres externes des ECM de batteries. Toutefois, comme indiqué précédemment, la précision de ces modèles

est directement liée à leur ordre et donc à la complexité de leur structure. Xiaosong et al [109] a d'ailleurs mis en évidence cette particularité à travers la comparaison de la précision de différents ECM. Cette étude a appuyé l'augmentation de la précision du modèle pour les ECM d'ordre élevé. En effet, pour des modèles ECM d'ordre supérieur ou égale à 1, Figure 26, des circuits RC, représentant les phénomènes de polarisation, sont pris en considération. Parmi les paramètres de ces circuits, on retrouve la résistance de polarisation qui permet d'obtenir une valeur plus précise de la résistance interne, égale à $R_b = R_0 + \sum_1^n R_i$.

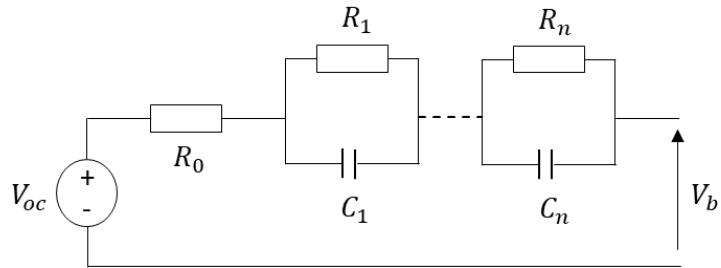


Figure 26 : Modèle Circuit équivalent ECM d'ordre n

Dans le cadre de cette thèse, une étude « benchmark » est réalisée afin d'établir l'impact de l'ordre du ECM sur la précision de l'identification en ligne des paramètres du modèle. Cette étude « benchmark » permet d'aboutir à un compromis satisfaisant entre précision et coût d'implémentation adéquat pour des applications véhiculaires en temps réel. Trois ECM sont considérés pour cette étude, les modèles d'ordre 0 (modèle simple, Figure 27), ceux du 1^{er} ordre et ceux du 2^d ordre. Ces trois modèles représentent les modèles ECM prédominants dans la littérature.

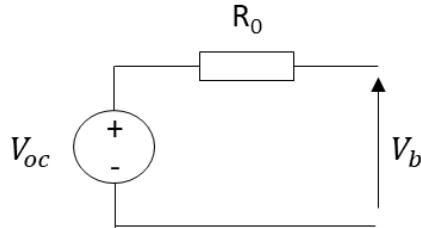


Figure 27 : Modèle simple (ECM d'ordre 0)

Le filtrage adaptatif, comme cité précédemment, est une technique fréquemment utilisée dans l'identification en temps réel des paramètres des ECM des batteries. Cela est principalement dû à sa structure simple et à la précision de ses résultats. Deux types de filtres sont apparus prédominants lors des revues de littérature menées, le filtre de Kalman, « Kalman Filter » (KF) [104, 132, 133, 171-175] et le filtre du minimum carré « Least Square » (LS) [107, 134-136, 176, 177]. Ces filtres sont des systèmes numériques dont les coefficients, dans notre cas les paramètres du modèle à identifier, sont ajustés, à partir de signaux d'entrée (tension et courant de la batterie). Le critère d'optimisation du filtre est en général la minimisation de l'erreur entre la tension du modèle et celle mesurée. De nombreuses variantes des filtres KF et LS ont été développées pour améliorer leurs performances et les adapter aux particularités de différents systèmes. Le « Extended Kalman Filter », par exemple, est une version non linéaire du filtre de Kalman qui contient une étape de linéarisation récursive du modèle d'espace d'état permettant d'identifier les paramètres non linéaires. Cet aspect non linéaire du EKF est mis en évidence par Plett et al [137-139] dans une série de publications sur l'estimation des performances des batteries. Concernant le filtre LS, une des dérivées les plus utilisées de ce filtre est le « Recursive Least Square » (RLS). Cette technique bénéficie d'une structure simple et facile à implémenter avec une précision satisfaisante. Le filtre RLS permet surtout d'accéder directement à une identification de tous les paramètres du modèle

considéré et d'adapter celle-ci à leurs dynamiques grâce à la sélection adéquate du facteur d'oubli du filtre. D'ailleurs on retrouve dans la littérature d'autres dérivés ou ce facteur d'oubli joue un rôle déterminant notamment le « *Adaptatif Forgetting Factor Recursive Least Square* » (AFFRLS) [107, 136], où la valeur de ce facteur d'oubli est mise à jour de façon récurrente pour optimiser l'identification. En termes de précision, le filtre RLS propose des résultats proches de ceux du filtre EKF avec une structure bien plus simple, ce qui améliore et facilite son implémentation en temps réel. Ce dernier est retenu dans le cadre de cette étude « *benchmark* » et son efficacité est analysée.

Trois processus d'identification en ligne sont mis en place. Ces processus sont constitués du filtre RLS associé à chacun des trois ECM de batteries mentionnées précédemment. Les trois processus d'identification sont appliqués à un modèle de simulation dynamique de batterie pour en extraire la valeur de la résistance interne en temps réel. Le modèle considéré pour simuler le système réel est le suivant [178]:

➤ Modèle de décharge :

$$E_{batt} = E_0 - K \cdot \frac{Q}{Q-it} \cdot i^* - K \cdot \frac{Q}{Q-it} + A \cdot \exp(-B \cdot it) \quad (19)$$

➤ Modèle de charge :

$$E_{batt} = E_0 - K \cdot \frac{Q}{0,1 \cdot Q+it} \cdot i^* - K \cdot \frac{Q}{Q-it} + A \cdot \exp(-B \cdot it) \quad (20)$$

Avec E_{batt} la tension de la batterie (V), E_0 : la tension circuit ouvert (V), K la résistance de polarisation (Ω), i^* : le courant basse fréquence (A), i : le courant de la batterie (A), it : la capacité extraite (Ah), Q : la capacité maximale de la batterie (Ah), A coefficient exponentiel de la tension (V), B : coefficient exponentiel de la capacité (Ah^{-1}).

Le modèle dynamique présenté ci-dessus est simulé à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK. Les caractéristiques de ce modèle sont fournies dans le Tableau 4.

Tableau 4 : Caractéristiques de la batterie LiFePo4

Paramètres	Valeur
Capacité (20°C)	20Ah
Tension nominale	12.8V
Résistance interne à 20°C	55mΩ
Résistance interne à -20°C	160mΩ
Tension minimale	8V
Courant de décharge maximal (20°C)	3C

Concernant le filtre adaptatif RLS adopté pour cette identification, sa structure est décrite par les équations suivantes :

$$V_{est}(k) = \hat{W}(k) * U(k) \quad (21)$$

$$E(k) = V_{meas}(k) - V_{est}(k) \quad (22)$$

$$\Delta \hat{W}(k) = G(k) * E(k) \quad (23)$$

$$G(k) = \frac{P(k-1)*U(k)}{\lambda + U^T(k)*P(k-1)*U(k)} \quad (24)$$

$$P(k) = \frac{1}{\lambda} * [P(k-1) - G(k) * U^T(k) * P(k-1)] \quad (25)$$

$$\hat{W}(k) = \hat{W}(k-1) + \Delta \hat{W}(k) \quad (26)$$

Avec $V_{est}(k)$ la fonction estimée, $\hat{W}(k)$ le vecteur des paramètres estimés, $U(k)$ le vecteur d'entrée, $G(k)$ le gain Kalman et $P(k)$ la matrice de corrélation inverse de la fonction d'entrée.

Ainsi pour le modèle simple, l'identification est donnée par l'équation suivante :

$$R_0 \cdot I_b + V_{oc} = V_{est} = U^T \cdot \hat{W} \quad (27)$$

Avec I_b le courant de batterie mesuré, V_{est} la tension de batterie estimée, V_{oc} la tension du circuit ouvert et $R_0 = R_b$ la résistance interne de la batterie.

Dans le cas du modèle ECM du 1^{er} ordre, un circuit RC additionnel est considéré, avec deux nouveaux paramètres R_1 et C_1 . La résistance interne de la batterie devient ainsi, $R_b=R_0+R_1$. L'identification est donnée par l'équation suivante :

$$R_1 C \dot{V}_b - R_0 R_1 C \dot{I}_b + (R_1 + R_0) I_b + V_{oc} = V_{est} = U^T \cdot W \quad (28)$$

Enfin, dans le cas du modèle ECM du second ordre, deux circuits R/C sont considérés. La résistance interne de la batterie devient ainsi, $R_b=R_0+R_1+R_2$. L'identification est donnée par l'équation suivante où 6 paramètres sont estimés [17] :

$$(1 - b_1 - b_2)V_{oc} + b_1 \cdot \dot{V}_b + b_2 \cdot \ddot{V}_b + b_3 \cdot I_b + b_4 \cdot \dot{I}_b + b_5 \cdot \ddot{I}_b = V_{est} = U^T \cdot W \quad (29)$$

Ces paramètres sont directement liés aux paramètres du modèle ECM du second ordre de la batterie par les relations suivantes :

$$R_0 = \frac{-b_3 + b_4 - b_5}{1 + b_1 - b_2} \quad (30)$$

$$R_b = R_0 + R_1 + R_2 = \frac{-b_3 + b_4 - b_5}{1 - b_1 - b_2} \quad (31)$$

La résistance interne de la batterie est ainsi identifiée pour les trois combinaisons présentées. Cet indicateur est ensuite utilisé, selon les conditions décrites, pour remonter au SOH et au SOP de la batterie. Le processus d'identification en ligne de paramètres adopté pour cette étude benchmark est décrit en détail par le diagramme, Figure 28.

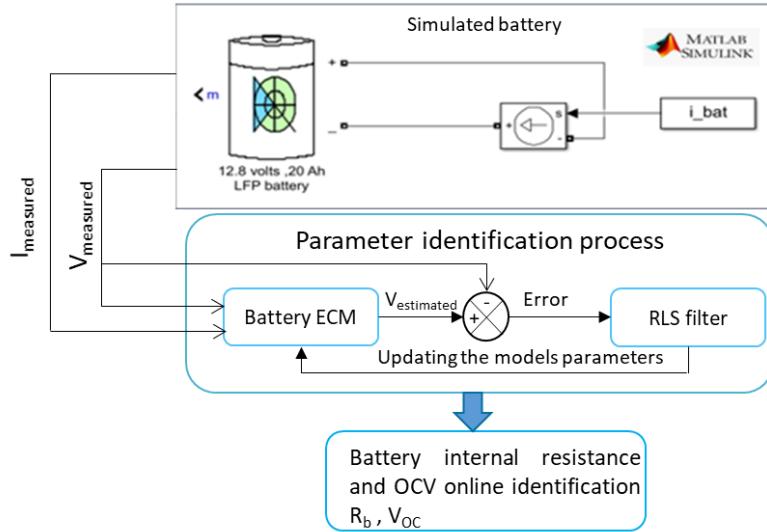


Figure 28 : Processus d'identification en ligne des paramètres du ECM des batteries

Dans les trois cas de figure, la résistance interne de la batterie est accessible à partir des paramètres identifiés. De plus, on retrouve également le OCV de celle-ci au sein des paramètres. Ce dernier est nécessaire pour l'estimation du SOP, son identification est toutefois moins délicate que celle de la résistance interne étant donné que les variations qu'il subit restent faibles, comparées aux variations de la valeur de la résistance interne.

Premièrement la batterie est déchargée par un courant à pulses constants, à l'aide de mesures et des équations présentées ci-dessus, le processus d'identification permet d'estimer en temps réel la valeur de la résistance interne de la batterie pour chaque combinaison. Les résultats de ces simulations sont fournis dans la Figure 29. Ces résultats montrent que les deux modèles ECM du premier et second ordre permettent une identification précise de la valeur de la résistance en temps réel. Néanmoins, étant donné sa structure plus simple, le modèle ECM du premier ordre permet de converger vers la valeur de la résistance plus rapidement que le modèle ECM du second ordre. Ce temps de calcul est un aspect important des

estimations en temps réel, le modèle ECM du premier ordre représente ainsi, parmi ces résultats, le meilleur compromis entre précision et temps de calcul.

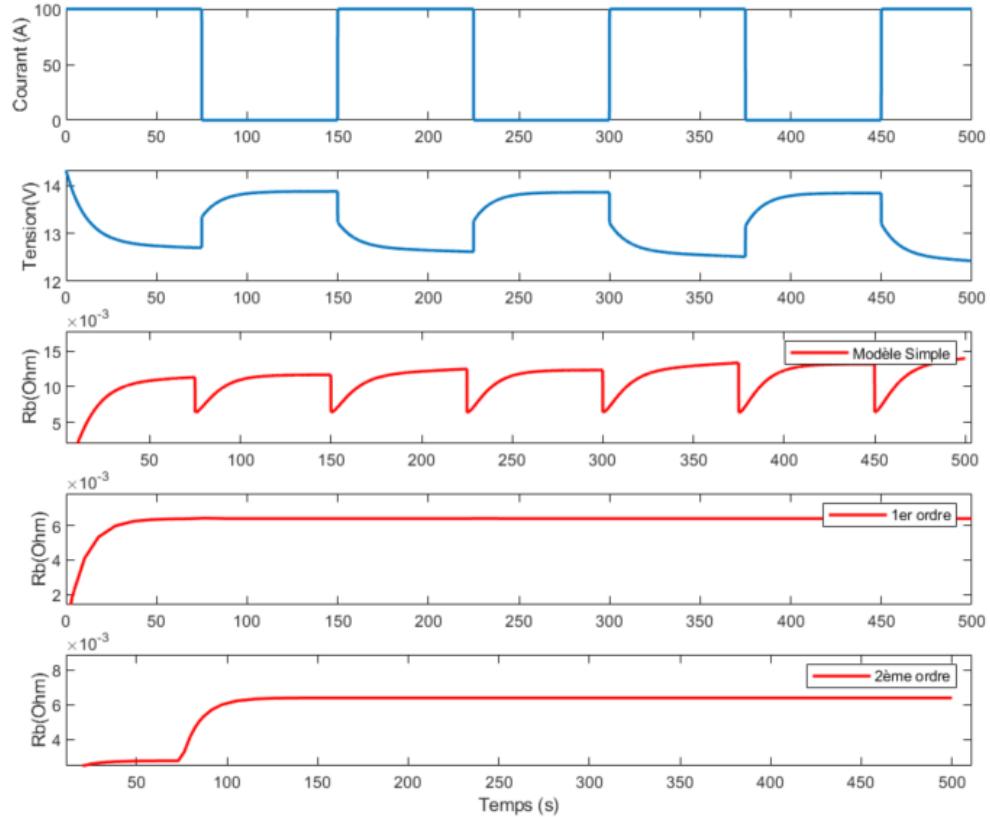


Figure 29: Identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous courant constant (simulation)

Pour vérifier la faisabilité de ce processus dans le domaine automobile, il est nécessaire de réaliser cette identification dans le cadre d'un cycle de conduite réel avec un profil de courant dynamique [179]. Ce profil de courant, mis en place lors du « IEEE Vehicular Technologie Society Motor Vehicle Challenge 2017 », est appliqué à la batterie de référence simulée. Les résultats de l'identification en ligne basée sur le ECM de 1^{er} ordre sont présentés dans la Figure 30. Ces derniers montrent le bon fonctionnement de cette identification avec des profils de

courants dynamiques qui traduisent la réalité des trajets routiers effectués lors des déplacements quotidiens. La valeur de la résistance estimée est précise et obtenue avec un temps de convergence satisfaisant d'un point de vue applications en temps réel (<10s).

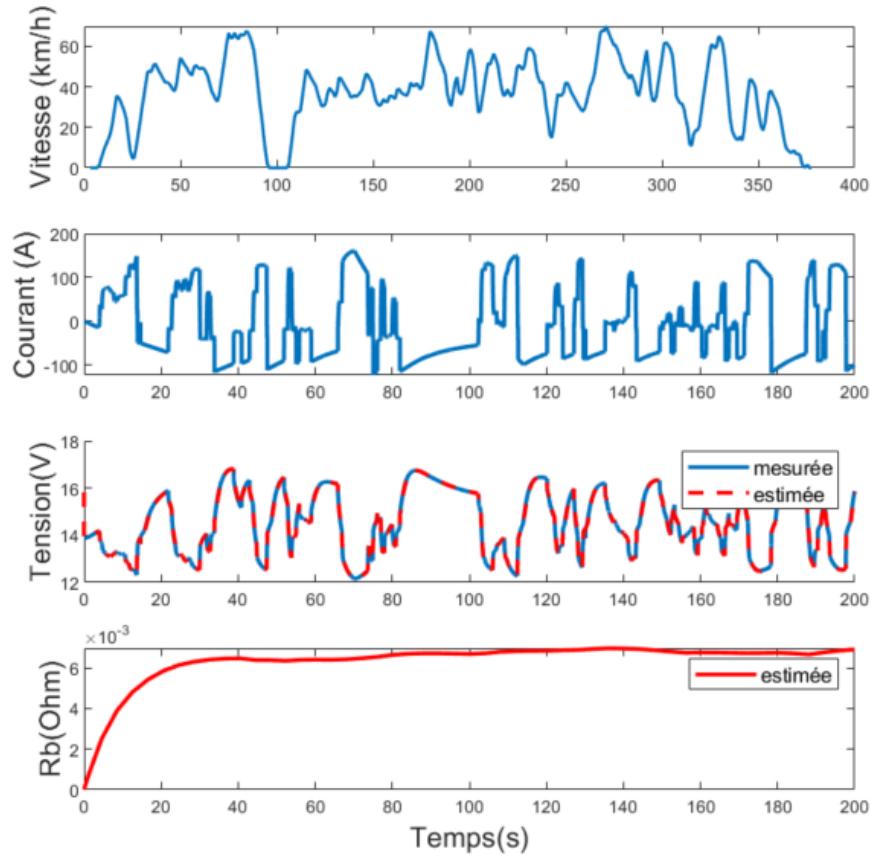


Figure 30: Identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous profil de courant dynamique (simulation)

À présent, afin de valider cette identification et de s'assurer de sa faisabilité en temps réel dans un système automobile, un test expérimental sur batterie réelle est réalisé. La batterie réelle de type lithium-ion LiFePo4 considérée pour ce test est décrite au Tableau 4. Un banc d'essai adéquat est installé dans le centre d'essai de l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène pour réaliser cette validation expérimentale. Celui-ci contient une chambre thermique permettant d'agir sur la température à laquelle la batterie sera soumise et donc sur les

conditions opératoires de celle-ci. Le montage complet du banc d'essai est décrit sur la Figure 31.

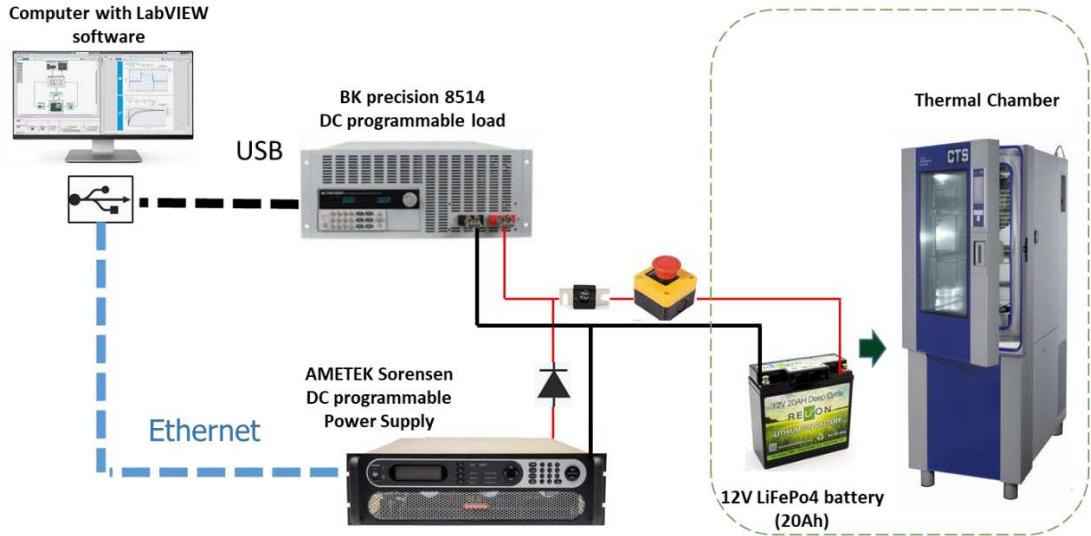


Figure 31 : Banc d'essai expérimental avec une batterie de type LiFePo4

Tout d'abord, la résistance interne de la batterie est mesurée expérimentalement par le biais d'une technique de mesure expérimentale fiable, la méthode du « Current Pulse ». Cette mesure est effectuée dans le but d'obtenir une référence permettant la validation de la valeur de la résistance identifiée en ligne et l'évaluation des performances du processus d'identification. Cette méthode se base sur la loi d'Ohm. Elle mesure la chute de tension d'une batterie lors d'un pulse de courant pour calculer sa résistance interne de la manière suivante [118]:

$$R_b(SOC, T) = \frac{V_{OC}(SOC, T) - V_{bat}(SOC, T)}{I_{pulse}} \quad (32)$$

La tension de circuit ouvert V_{oc} est mesurée à la suite d'une phase de relaxation (environ 1 heure) de la batterie entre les pulses de courant pour atteindre son équilibre. Cette méthode expérimentale permet de mesurer la résistance interne d'une batterie avec une précision élevée. Elle est fréquemment utilisée dans les laboratoires. Dans le cadre de notre étude, elle permettra d'établir une valeur de référence pour valider la valeur de la résistance interne de la batterie identifiée.

La résistance interne est ainsi mesurée avec une température constante de 21°C, les valeurs de cette résistance interne sont présentées dans la Figure 32. À partir de ces valeurs, on constate l'impact d'un SOC inférieur à 50% sur la valeur de la résistance interne. Toutefois, comme mentionné précédemment, dans les applications automobiles hybrides, le SOC de la batterie est généralement maintenu entre 60% et 80% [99]. Ainsi, cet impact du SOC est négligeable lors de cette estimation. La valeur de résistance interne à identifier de la batterie testée est donc de $\pm 0.05 \Omega$ sous des conditions opératoires normales.

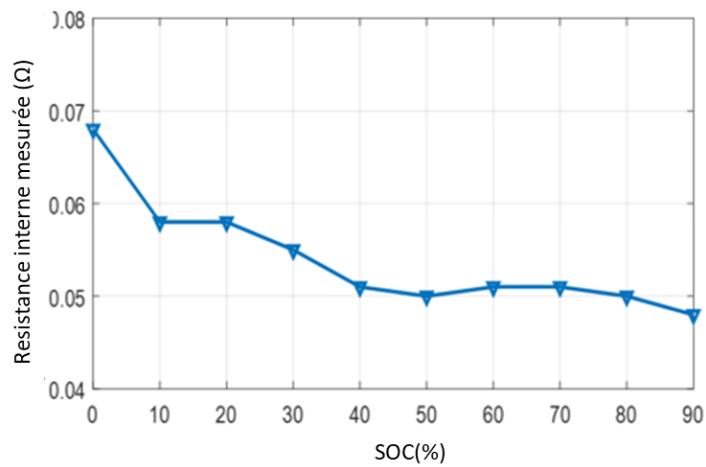


Figure 32: Mesures expérimentales de la résistance interne de la batterie

La validation expérimentale est réalisée pour un profil de courant dynamique. La batterie LiFePo4 est placée sur le banc d'essai à une température de 21°C avec un état de charge initial de 70%. Cet état de charge représente la valeur moyenne de l'intervalle de variation du SOC. Le profil de conduite considéré correspond au courant aux bornes d'une batterie d'un véhicule hybride à hydrogène lors d'un cycle de conduite réel. Ce cycle de conduite ainsi que les résultats de l'identification en ligne de la résistance interne sont présentés sur la Figure 33. Ces résultats démontrent de la précision du processus mis en place et de la vitesse de convergence de son estimation. La valeur de la résistance identifiée est de 0.05Ω ce qui correspond à la valeur de référence mesurée. Ces tests permettent d'établir la validité du processus d'identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous des conditions opératoires normales. Cette identification est une étape clé permettant de remonter directement au SOH de la batterie.

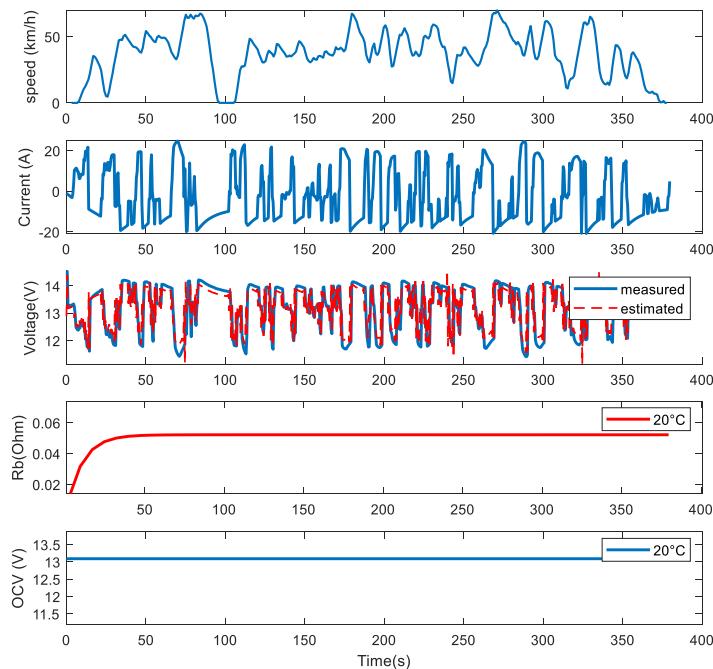


Figure 33 : Validation expérimentale de l'identification en ligne de la résistance interne de la batterie (courant dynamique)

Afin de valider la robustesse de ce processus face aux variations des conditions opératoires, des tests expérimentaux sous basses températures sont réalisés. La valeur de la résistance interne de la batterie pour le modèle ECM de 1^{er} ordre est mesurée expérimentalement sous deux différentes températures -10°C et -20°C. Ces températures correspondent aux conditions climatiques qu'on retrouve dans des régions à froid extrême comme la province du Québec. À noter que la chambre thermique permet d'agir sur la température externe de la batterie. Cette dernière est placée dans la chambre thermique assez longtemps pour établir l'hypothèse que sa température interne a atteint celle de la chambre thermale. Des capteurs placés sur les électrodes de la batterie permettent de valider cette hypothèse. Les valeurs mesurées expérimentalement pour ces deux températures et pour des plages de SOC entre 60% et 80% sont de 0.14mΩ à -10°C et de 0.16mΩ à -20°C. Ces résultats montrent l'importance de l'impact des conditions opératoires sur cet indicateur. L'identification en ligne sous ces deux cas de figure est réalisée. Les résultats de ces tests, illustrés dans la Figure 34, permettent de valider la robustesse du processus mis en place.

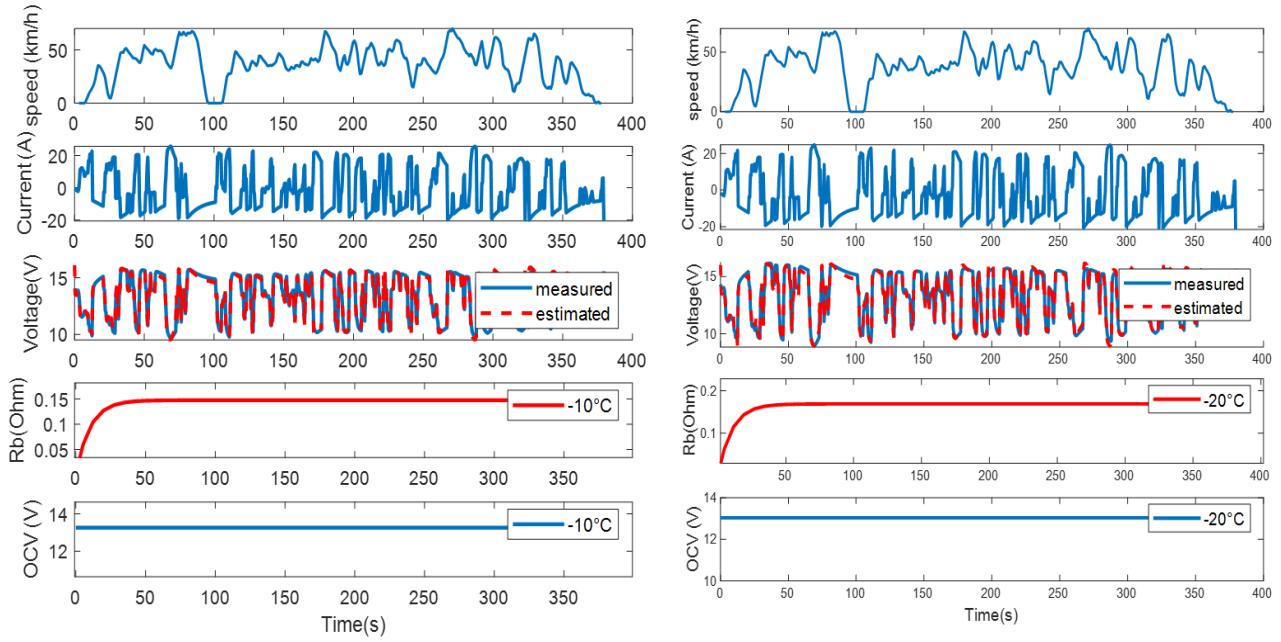


Figure 34 : Validation expérimentale de l'identification en ligne de la résistance interne de la batterie sous basses températures (courant dynamique)

Afin d'illustrer le rôle de cette identification en ligne dans l'estimation des performances de la batterie. Une estimation de l'évolution du SOP pour les trois cas de figure présentés est effectuée. À partir des paramètres identifiés, de l'équation (17) de Farman et al. et des limites de manufacturier de la batterie listées dans le Tableau 4, le $SOP_{\text{discharge}}$ est estimé. Pour les conditions opératoires normales, sa valeur est estimée à 741 W. Cette valeur correspond avec les spécifications techniques fournies par le manufacturier, notamment le courant de décharge maximal de 3C. Les paramètres identifiés sous basses températures permettent d'estimer des valeurs du $SOP_{\text{discharge}}$ de 312W à -10°C et de 251W à -20°C. Cette évolution met à nouveau en évidence l'importance de l'impact des conditions opératoires sur les performances des batteries.

Les aboutissements présentés dans ce chapitre constituent le noyau des recherches de cette thèse. En effet, ce chapitre a permis de mettre en place un processus permettant

d'estimer en temps réel les performances des batteries. Ces performances ainsi que celles des PEMFC seront par la suite intégrées dans la gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène pour améliorer son efficacité énergétique et sa durée de vie. Cette gestion énergétique adaptative et innovante est présentée dans le chapitre suivant.

4. Chapitre 4- Une gestion énergétique adaptative avec des performances réelles

Dans le chapitre 2, la gestion énergétique au sein des véhicules hybrides à hydrogène a été introduite. Différentes approches ont été comparées et leurs points forts et inconvénients mis en évidence. Dans ce chapitre, des exemples de gestion énergétique vont être présentés et surtout associés à l'estimation en temps réel de performances introduites dans le chapitre 3. Tout d'abord et afin d'établir la preuve de concept et de vérifier l'implémentation adéquate des performances estimées en temps réel dans la distribution énergétique du véhicule, une stratégie de gestion énergétique (SGE) basée sur la logique floue est considérée. Cette étape constitue une version préliminaire de la solution de l'objectif principal de cette thèse. Par la suite et afin de fournir une réponse complète et optimale, une SGE basée sur l'optimisation en temps réel est proposée.

4.1. L'implémentation en temps réel des performances des sources d'énergie dans la gestion du système hybride

Les conditions opératoires et le vieillissement sont des facteurs conséquents sur les performances énergétiques des systèmes hybrides. Comme il a été présenté dans le chapitre 2, ces variations de performances ont un impact significatif sur la gestion énergétique du véhicule. Le processus d'identification en ligne introduit dans le chapitre précédent permet de suivre en temps réel ces variations de performances et ainsi d'adapter la distribution en puissance du système à celles-ci. Une des particularités de cette innovation figure dans le compromis qu'elle propose entre simplicité d'implémentation et précision de calcul. En effet,

à partir de deux simples mesures, la tension et le courant, une estimation satisfaisante et adéquate des performances des deux sources d'énergie du système est réalisée.

Dans cette partie, un véhicule hybride à hydrogène est modélisé. Il est muni d'une stratégie de gestion énergétique basée sur le principe de la logique floue. Une des particularités de cette stratégie figure dans son adaptabilité aux changements de performances du véhicule. En effet le processus d'estimation de performances introduit dans le chapitre précédent est adopté. Lesdites performances estimées en temps réel sont implémentées dans la gestion énergétique du véhicule hybride à hydrogène. Le processus mis en place ainsi que les différents éléments de ce système sont présentés dans la Figure 35.

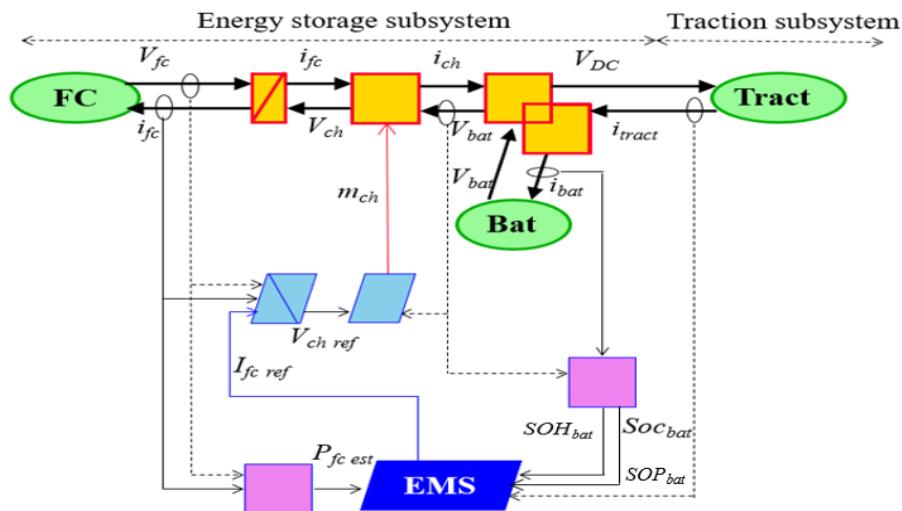


Figure 35 : Représentation énergétique Macroscopique d'un véhicule hybride à hydrogène avec une estimation en temps réel des performances des sources d'énergie

Modélisation du véhicule hybride à hydrogène simulé

Le véhicule simulé est un véhicule léger dont le système de traction est basé sur un véhicule électrique commercial (la Tazzari Zero), Figure 36. Les caractéristiques de ce dernier sont listées dans le Tableau 5.



Figure 36 Véhicule électrique commercial de référence, la Tazzari Zero

Tableau 5 : Caractéristiques techniques du véhicule léger simulé

PEMFC (système de trois PEMFC)	20-30V, 5kW
Batterie	80V, 40Ah
Machine électrique	15kW
Masse du véhicule	698kg

Afin de modéliser les sources d'énergie de ce véhicule, des modèles de simulation complets permettant de reproduire l'impact de la température sur leurs performances sont considérés. La PEMFC du système est modélisée par le modèle de Amphlet et al. [45] introduit dans le chapitre 2 et dont l'équation principale est rappelée ci-dessous :

$$V_{FC} = N(E_{Nernst} + V_{act} + V_{ohm} + V_{con}) \quad (34)$$

Dans le cas de la batterie, le modèle dynamique suivant [92], permettant de prendre en considération la température, est adopté :

$$V_{bat}(T) = V_{oc}(T) - K(T) \cdot \frac{Q(T_a)}{Q(T_a) - q} \cdot (i_{low} + q) + A \cdot \exp(-B \cdot q) - C \cdot q - R_{bat}(T) \cdot i_{bat} \quad (35)$$

L'étude menée dans le chapitre 2 a permis de mettre en évidence les performances des SGE basées sur la logique floue principalement en termes de simplicité de structure et de facilité

d'implémentation en temps réel. Ces points forts font des SGE basées sur la logique floue le candidat idéal pour illustrer les bénéfices d'intégrer les performances des sources d'énergie estimées en temps réel dans la gestion énergétique d'un système hybride à hydrogène.

Dans ce système présenté, la variable de contrôle établie par la SGE est le courant de la PEMFC obtenu à partir de sa puissance. Cette puissance est définie par la SGE à travers des cartographies de règles établies selon l'expertise et l'expérience de l'auteur. Ces règles permettent d'établir un lien entre la puissance de la PEMFC (et donc la variable de contrôle) et les entrées de la SGE considérées. Dans ce cas précis, ces entrées sont les performances de la batterie et la puissance requise par le système de traction au niveau du bus continu. La distribution établie permet d'assurer la relation suivante :

$$P_{batt} + P_{PEMFC} = P_{tract} \quad (36)$$

Avec P_{batt} la puissance de la batterie, P_{PEMFC} la puissance de la PEMFC et P_{tract} la puissance requise par le système de traction au niveau du bus continu.

Généralement, les performances en temps réel de la batterie sont considérées uniquement à travers son SOC. Toutefois, il a été démontré que le SOH ainsi que le SOP jouent un rôle significatif dans le l'utilisation de celle-ci et d'un point de vue plus général dans la gestion énergétique du système. Ainsi, la SGE présentée dans cette étude prendra en considération l'estimation de ces différentes caractéristiques et s'adaptera à leurs variations. Contrairement à une SGE conventionnelle où seul le SOC de la batterie est considéré comme performance d'entrée pour le système de la logique floue, la SGE proposée intègrera le SOH ainsi que le SOP de la batterie. Ainsi, les règles de distributions de la SGE seront conçues pour intégrer l'ensemble de ces entrées. Afin de faciliter la compréhension et surtout l'implémentation de cette SGE adaptative trois niveaux de gestion sont définis. Chaque niveau permet d'intégrer

une des entrées définies. Tout d'abord les estimations du SOH de la batterie sont considérées. Ces entrées permettent de considérer en temps réel le niveau de dégradation de la batterie. En effet, le SOH est choisi pour le premier niveau d'adaptation car son évolution est lente et continue comparé aux autres performances du système. À la suite du SOH, le SOP de la batterie intervient comme second niveau d'adaptation. Cette entrée permet de maintenir une utilisation sécuritaire des batteries sous des conditions opératoires sévères. Le troisième et dernier niveau de distribution considère le SOC de la batterie ainsi que la puissance demandée par le système de traction. Ce dernier niveau permet l'obtention, à partir d'un ensemble de règles spécifiques aux performances estimées, d'une cartographie adaptée de distribution de puissance pour le véhicule. Le principe de la SGE mise en place est représenté par le diagramme de la Figure 37. Deux exemples de cartographie de distribution de puissance sont présentés dans la Figure 38. Ainsi, la SGE conçue se base sur les performances des batteries estimées en temps réel pour établir une distribution de puissances adaptative.

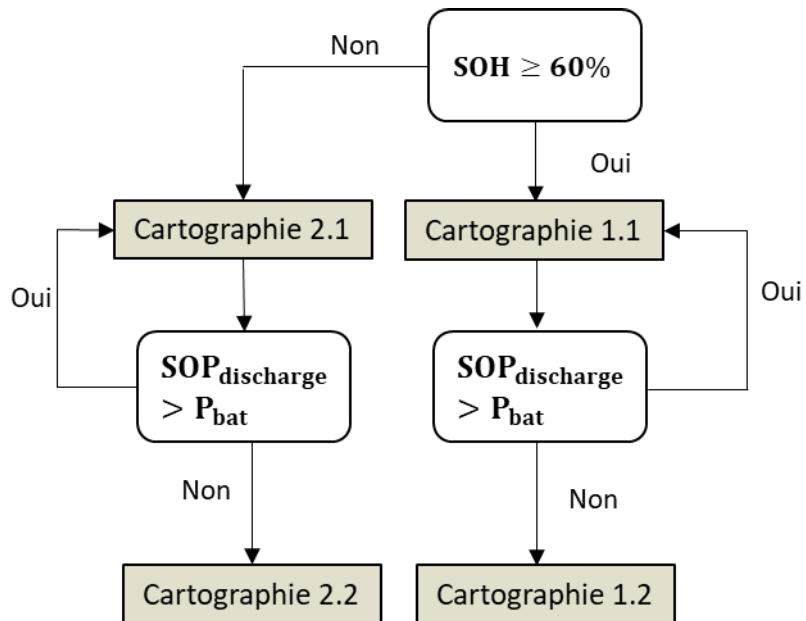


Figure 37 Diagramme de la SGE adaptative mise en place

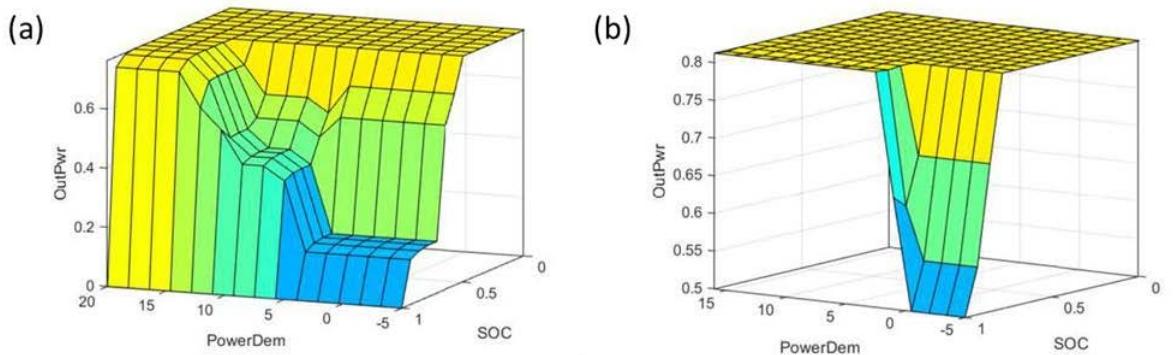


Figure 38 : Illustration graphique des cartographies 1.1 (a) et 2.2 (b)

Concernant les performances des PEMFC, celles-ci sont prises en considération à travers la puissance définie par les cartographies de distribution de puissance. En effet, comme indiqué précédemment, ces dernières font le lien entre la puissance de la PEMFC et les différentes données d'entrées du système. Ce lien est généré sous forme d'un pourcentage de la valeur maximale de la puissance de la PEMFC. Ainsi, à travers l'estimation en temps réel de cette valeur, la gestion énergétique du système s'adapte aux variations de performances de la PEMFC.

L'estimation en temps réel des performances des sources d'énergie

Dans le cadre de cette étude, le processus d'estimation en temps réel des performances de la batterie présenté dans le chapitre précédent est adopté. Les paramètres d'un modèle ECM du 1^{er} ordre sont identifiés en ligne à l'aide du filtre RLS à partir de mesures de courant et de tension. Ces paramètres sont par la suite utilisés pour calculer le SOH et le SOP de la batterie. Concernant les performances de la PEMFC, une identification en ligne des paramètres du modèle Squadrito [44], ci-dessous, est réalisée.

$$V_FC = N(V_0 + b \cdot \log(J) - R_{int} \cdot J + \alpha J^\sigma \cdot \ln(1 - \beta \cdot J)) \quad (37)$$

Le filtre « Extended Kalman Filter » (EKF) est adopté pour cette réaliser cette identification.

En effet les travaux de Kandidayeni et al. [21], décrit dans le chapitre 2, mettent en évidence les performances de ce filtre adaptatif. Ce dernier est décrit par l'algorithme suivant :

$$\begin{cases} x(t+1) = f(t, x(t)) + w(t) \\ y(t) = h(t, x(t)) + v(t) \end{cases} \quad (38)$$

$$F(t+1|t) = \frac{\partial f(t, x)}{\partial x} \Big|_{x=x(t)} \quad (39)$$

$$H(t) = \frac{\partial h(t, x)}{\partial x} \Big|_{x=x(t)} \quad (40)$$

$$\hat{x}^-(t) = F(t, \hat{x}(t-1)) \quad (41)$$

$$P^-(t) = F(t|t-1)P(t-1)F^T(t|t-1) + Q(t-1) \quad (42)$$

$$G(t) = P(t)H^T(t)[H(t)P(t)H^T(t) + R(t)]^{-1} \quad (43)$$

$$\hat{x}^+(t) = \hat{x}(t) + G(t)y(t) - h(t, \hat{x}(t)) \quad (44)$$

$$P^+(t) = (I - G(t)H(t))P(t) \quad (45)$$

Avec $x(t+1)$ et $y(t)$ les modèles espace d'état, $f(t, x(t))$ est une fonction matrice de transition non linéaire, $h(t, x(t))$ est une fonction matrice de mesure non linéaire, $\hat{x}^-(t)$ est la mise à jour temporelle de l'estimation d'état, $P^-(t)$ est la mise à jour temporelle de l'erreur de covariance, $G(t)$ est la matrice du gain de Kalman, $\hat{x}^+(t)$ est la mise à jour de l'estimation d'état et $P^+(t)$ est la mise à jour de l'erreur de covariance.

Les paramètres identifiés du modèle de Squadrito et al. [44] sont représentés par le vecteur suivant :

$$x(t) = [V_0 \ b \ R_{int} \ \alpha \ \beta]$$

À partir de cette identification en ligne, les paramètres du modèle sélectionné de Squadrito et al. [44] sont mis à jour. Cette mise à jour permet de tracer à chaque instant donné (en considérant les valeurs des paramètres identifiés du modèle) les courbes de polarisation et de puissance du système pile à combustible. Ces courbes de polarisation et de puissance de la PEMFC permettent d'indiquer les performances de celle-ci. Comme ces courbes sont obtenues en temps réel, les variations en performances de la PEMFC sont considérées. Dans le cas de cette étude, les variations de la puissance maximale de la PEMFC sont ainsi estimées.

Simulations et résultats

Concernant la simulation du système, celle-ci est effectuée à l'aide du logiciel Matlab/Simulink. Le trajet considéré dans le cadre de cette étude est représenté par le cycle de conduite de la Figure 39. Deux cas de figure sont analysés dans cette étude; Un premier cas sous une température ambiante de 20°C et un second cas avec une température faible de 0°C. Pour les deux cas, l'état de santé initial des sources d'énergie est considéré élevé.

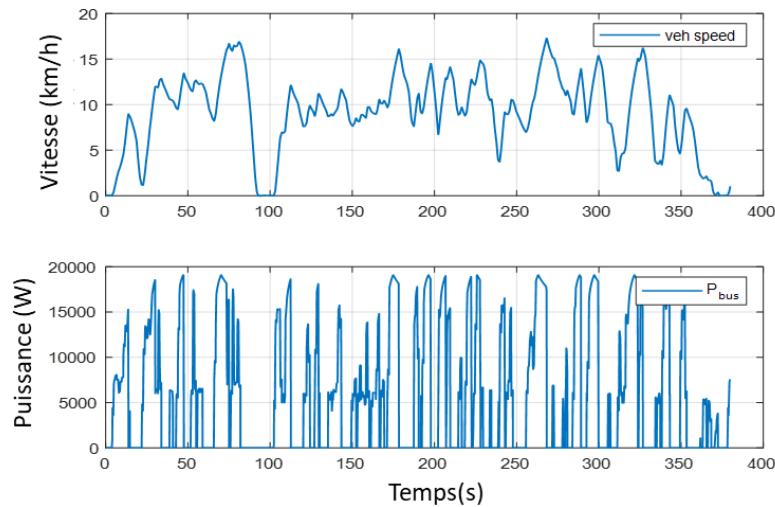


Figure 39 : Profile de vitesse d'un cycle de conduite réel et la puissance demandée par le système de traction au niveau du bus continu correspondante

Pour chaque cas de figure, le système mis en place estime en temps réel les performances des sources d'énergie et les intègre dans la SGE du véhicule. Les résultats pour chaque cas de figure simulé sont présentés ci-dessous :

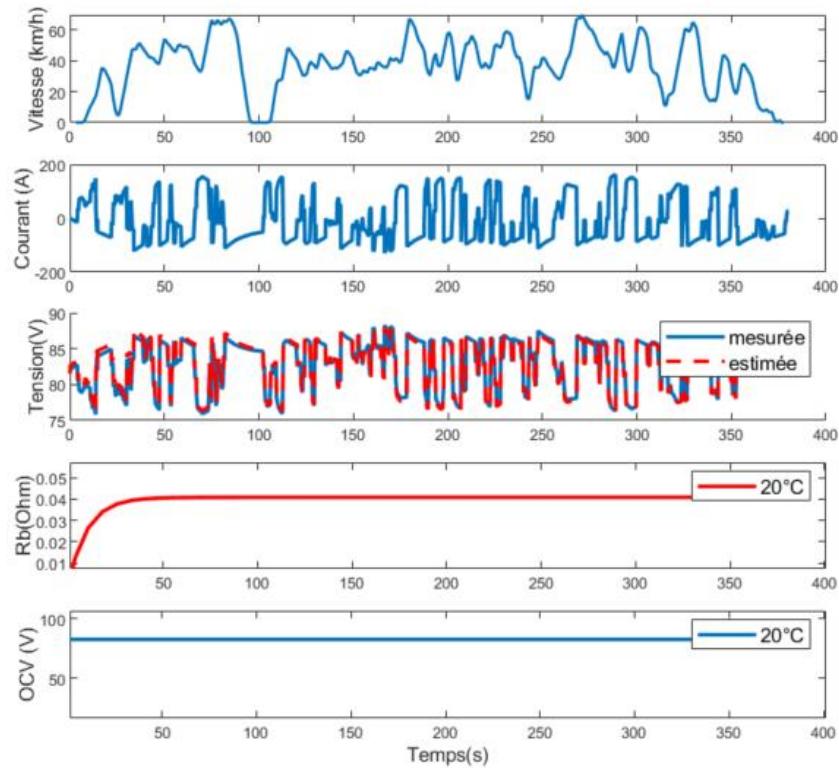


Figure 40: Identification en ligne des paramètres internes de la batterie

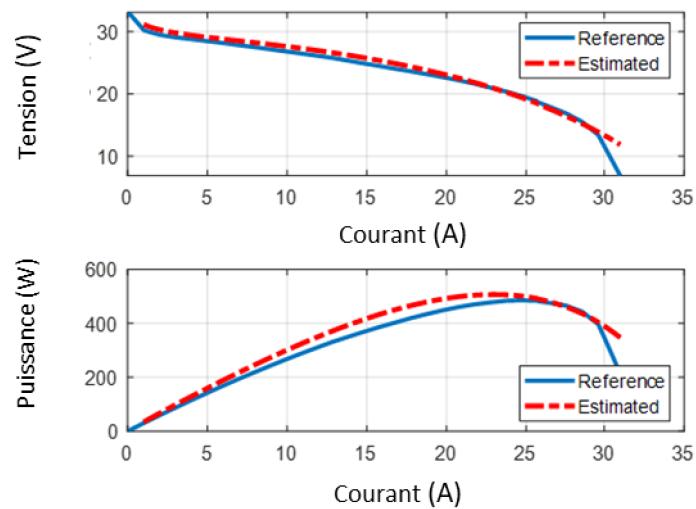


Figure 41: Estimation des performances de la PEMFC à $t=150s$

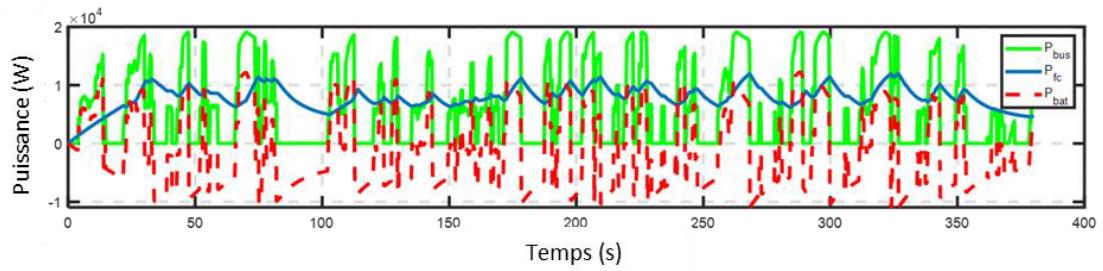


Figure 42 : Distribution de puissance entre les sources d'énergie pour le premier cas de figure

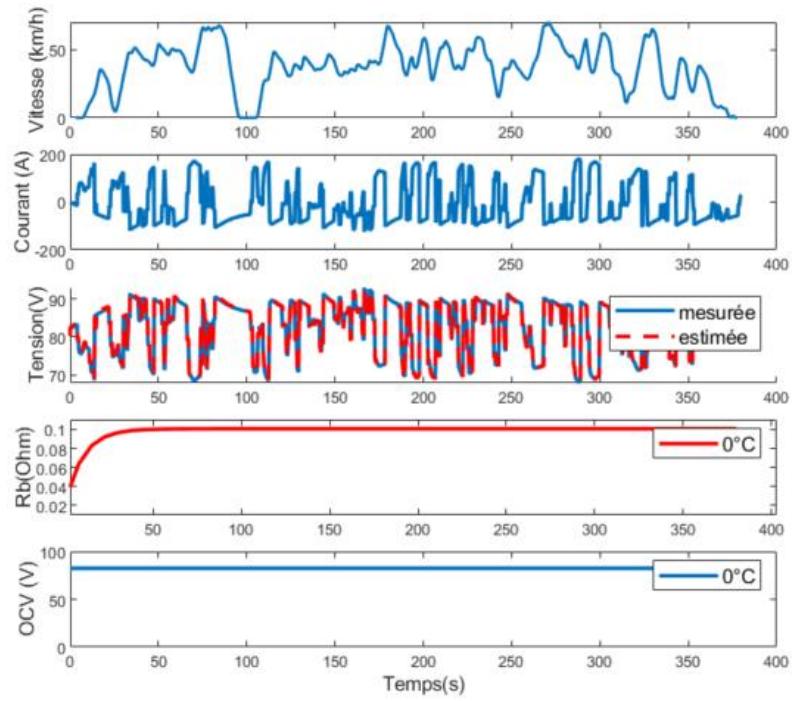


Figure 43: Identification en ligne des paramètres internes de la batterie

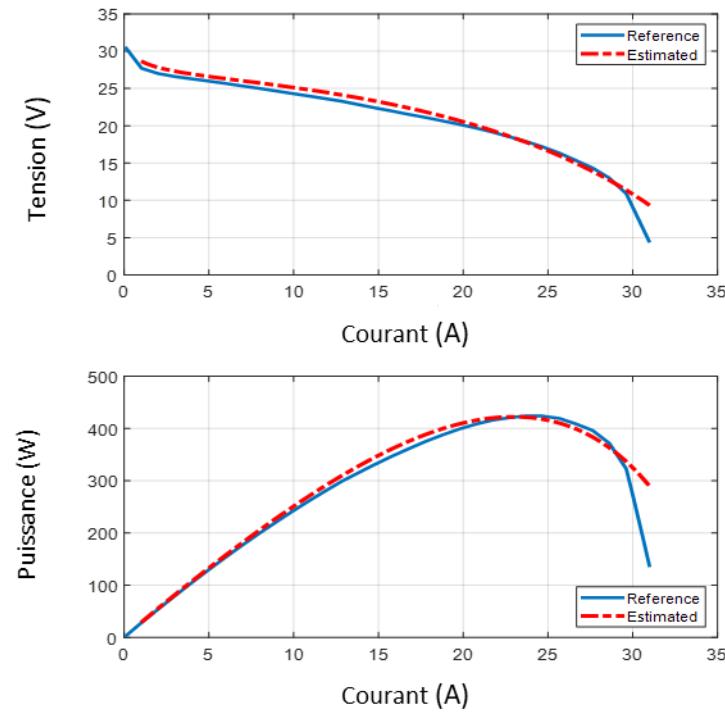


Figure 44: Estimation des performances de la PEMFC à $t=150s$

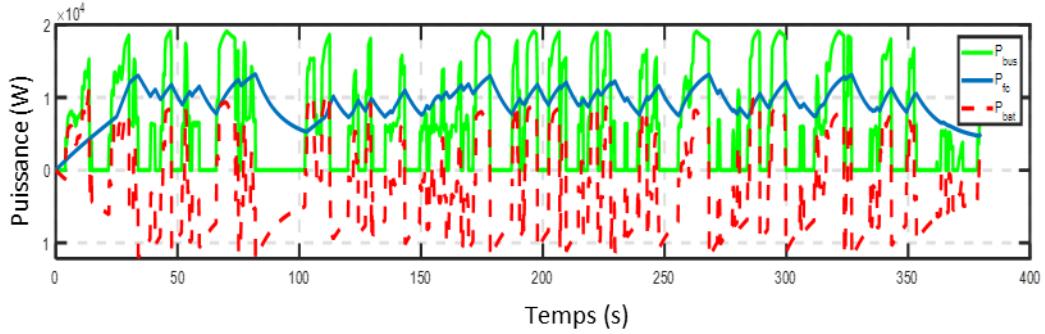


Figure 45 : Distribution de puissance entre les sources d'énergie pour le deuxième cas de figure

À travers l'analyse des résultats obtenus et la comparaison des deux scénarios on remarque une différence en termes de distribution de puissances. Cette modification de la distribution de puissances montre l'implémentation efficace des performances des sources d'énergie estimées en temps réel au sein de la stratégie de gestion énergétique du système. Tout d'abord, en comparant les performances estimées des sources d'énergie pour chaque cas de figure, on constate une variation de celles-ci. Dans le cas de la batterie, la résistance interne estimée, qui représente un indicateur clé du SOH et du SOP, est plus élevée pour le deuxième cas de figure, comme l'indiquent les Figure 40 et Figure 43. Cette variation est due à l'impact de la température ambiante qui est plus sévère pour ce dernier (20°C pour le premier cas et 0°C pour le second). L'impact de cette température est également observable sur les performances estimées de la PEMFC, comme l'indiquent les Figure 41 et Figure 44. En effet, en comparant les deux résultats obtenus on constate que la caractéristique de puissance de la PEMFC diminue avec la température.

Les Figure 42 et Figure 45 représentent la distribution de puissance obtenue pour chaque cas de figure. En comparant ces résultats, pour le même véhicule avec le même cycle de conduite, des distributions différentes sont obtenues. En effet, dans le second cas de figure, comme les performances estimées des sources d'énergie sont réduites à cause de l'impact des

conditions opératoires (température basse), une distribution de puissance différente est adoptée. Cette distribution s'adapte aux performances du véhicule. Celle-ci va atténuer les demandes en puissance perçues par la batterie en augmentant celles de la PEMFC (en fonction de la puissance maximale estimée de la PEMFC).

Ainsi, à travers ces résultats, les performances des sources d'énergie du véhicule sont bien estimées en temps réel et elles sont surtout prises en considération dans la distribution en puissance du système. En effet, l'aspect adaptatif de la SGE conçue dans cette étude est mis en évidence.

Cette étude a ainsi permis de concevoir un système hybride à hydrogène dont la gestion énergétique dépend des performances des sources d'énergie estimées en temps réel. Malgré le bon fonctionnement du concept et les résultats adéquats obtenus, cette gestion énergétique n'est pas optimale. En effet, une SGE dotée d'une structure simple a été considérée pour tester le concept introduit. Cette stratégie a été élaborée suivant différentes hypothèses. De plus, le coût en dégradation et en consommation énergétique du système durant chaque trajet n'a pas été pris en considération. À présent, la deuxième partie de ce chapitre permettra de répondre à ces limites en introduisant une stratégie de gestion énergétique adaptative basée sur l'optimisation et sur les performances estimées en temps réel des sources d'énergie. Cette dernière utilise l'algorithme « Model Predictive Control » (MPC) pour minimiser une fonction coût adéquatement définie du système.

4.2. Une stratégie de gestion énergétique adaptative pour un véhicule hybride à hydrogène basée sur l'estimation en temps réel de performances

Dans la section précédente, l'implémentation en temps réel des performances des sources d'énergie au sein d'une SGE a été réalisée. Afin de répondre au mieux à la problématique de cette thèse et de fournir une solution complète et quasi optimale, cette implémentation de performances sera réalisée au sein d'une SGE basée sur l'optimisation en temps réel. L'étude réalisée dans le chapitre 2 a permis de présenter différentes SGE basées sur l'optimisation en temps réel. Parmi celles-ci, le Model Predictive Control (MPC) constitue une technique fondamentale qui a beaucoup suscité l'intérêt des chercheurs et qui leur a surtout permis d'atteindre leurs objectives en termes d'optimisation. Le principe du MPC consiste à établir, de façons itératives et selon un horizon de prédiction fini, une solution au problème d'optimisation. Le MPC se distingue des autres SGE d'optimisation en temps réel par sa robustesse face aux problèmes multiobjectifs. Cette particularité du MPC constitue une des principales raisons derrière sa popularité auprès de systèmes complexes tels que les véhicules hybrides à hydrogène.

À présent, dans le but de présenter l'adaptabilité du processus d'estimation en temps réel de performances, un véhicule hybride à hydrogène de catégorie différente de celle du véhicule précédemment introduit est considéré pour cette étude. Ce véhicule correspond au véhicule d'essai de l'institut de recherche sur l'Hydrogène « NEMO » présenté dans la Figure 46.



Figure 46 : NEMO, véhicule hybride à hydrogène

Les caractéristiques de ce véhicule sont présentées dans le Tableau 6.

Tableau 6 : Détails techniques du véhicule Nemo

Résistance de roulement	0.015
Coefficient aérodynamique	0.42
Surface frontale	4(m ²)
Densité de l'air	1.2 (kg.m ⁻³)
Facteur de masse	1.035
Masse du véhicule	896 (kg)
Machine électrique	5690 (W)
Puissance max de la PEMFC	1300 (W)
Cellule de batterie	12(V)-18(Ah)
Pack de batterie	6 cellules en séries
SOC _{min} /SOC _{max}	60%/80%

Dans cette étude la puissance de sortie de la PEMFC P_{PEMFC} représente la variable de contrôle. Ce contrôle s'exprime par les relations suivantes :

$$m \frac{d}{dt} V_{FCHEV} = F_{tract} - F_{res} \quad (46)$$

$$P_{dem} = \frac{V_{FCHEV} \cdot F_{tract}}{\eta_{tract}} \quad (47)$$

$$P_{dem} = P_{bus} = P_{PEMFC} \cdot \eta_{DC-DC} + P_{Bat} \quad (48)$$

Avec m la masse du véhicule en (kg), V_{FCHEV} sa vitesse en (m/s), F_{tract} la force de traction, F_{res} la somme des forces de résistance qui s'appliquent au véhicule, P_{dem} la puissance requise par le système de traction au niveau du bus continu, η_{tract} le rendement du système de traction, η_{DC-DC} le rendement de la PEMFC et P_{Bat} la puissance de la batterie.

Concernant la modélisation des sources de stockage d'énergie, les modèles présentés dans la section précédente (4.1) sont adoptés. Soit le modèle de Amphlet et al. pour la PEMFC et le modèle dynamique complet pour la batterie.

Le processus d'estimation en temps réel de performances, présenté dans la section précédente, est appliqué à ces modèles simulés. Comme mentionné précédemment, le MPC est adopté pour la gestion énergétique de ce véhicule. Il s'agit d'un algorithme d'optimisation qui minimise la consommation du système sur un horizon de prédiction donné. Cet horizon de prédiction est défini dans cette étude comme $T_{ph}=10s$. Cette valeur est basée sur l'étude benchmark effectuée par Hu et al. [86] où l'impact de l'horizon de prédiction sur le temps de calcul de l'algorithme est analysé.

Dans cette étude, la SGE basée sur les performances en temps réel des sources d'énergie vise à optimiser les coûts d'opération du véhicule. Ces coûts sont liés à la consommation de ce dernier mais également à sa durée de vie. De fait, la SGE aura pour objectif de minimiser la consommation en hydrogène du système ainsi que la dégradation des sources d'énergie. Afin de définir ce problème d'optimisation à objectifs multiples, une fonction coût du système est définie. Celle-ci prend en considération les coûts d'opération de la PEMFC et ceux de la batterie. Pour la PEMFC, la fonction reflète les coûts liés à la consommation en hydrogène du véhicule ainsi que les différents coûts liés à la dégradation de la PEMFC. Du côté de la batterie,

cette fonction traduit les coûts liés à la dégradation de celle-ci. Le problème d'optimisation à objectifs multiples est ainsi décrit par la fonction suivante :

$$J = (cost_{PEMFC}(P_{PEMFC,k}) + cost_{Bat}(P_{Bat,k})) \quad (49)$$

Avec $cost_{PEMFC}$ le coût relié à la PEMFC et défini par :

$$cost_{PEMFC}(P_{PEMFC,k}) = \delta_{H2,k} + \delta_{PEMFC,k} \quad (50)$$

$$\delta_{H2,k} = H_{2,k} \cdot \$_{H2} \cdot \Delta t \quad (51)$$

$$\delta_{PEMFC,k} = \alpha_{deg,k}^{low} + \alpha_{deg,k}^{high} + \alpha_{deg,k}^{change} \quad (52.a)$$

Avec δ_{H2} , la consommation en hydrogène de la PEMFC, $\$_{H2}$ le prix de l'hydrogène estimé à 4.00\$/Kg [180], δ_{PEMFC} représente la fonction de dégradation de la PEMFC avec α un paramètre de dégradation lié au mode de fonctionnement de la PEMFC :

$$\alpha_{deg,k}^{low} = \frac{\varepsilon_{low} 0.5 \$_{PEMFC} \Delta t \mu_{low}}{3600 \Delta V_{PEMFC,EOL}} \quad (52.b)$$

$$\alpha_{deg,k}^{high} = \frac{\varepsilon_{high} 0.5 \$_{PEMFC} \Delta t \mu_{high}}{3600 \Delta V_{PEMFC,EOL}} \quad (52.c)$$

$$\alpha_{deg,k}^{change} = \frac{\varepsilon_{change} 0.5 \$_{PEMFC} \sum_{k=0}^{K-1} |P_{PEMFC,k+1} - P_{PEMFC,k}|}{1000 n_{PEMFC} \Delta V_{PEMFC,EOL}} \quad (53.d)$$

Avec,

$$\mu_{low} = \begin{cases} 1, & \text{si } P_{PEMFC,min} \leq P_{PEMFC,k} \leq 0.2 P_{PEMFC,nom} \\ 0, & \text{si non.} \end{cases} \quad (54.e)$$

$$\mu_{high} = \begin{cases} 1, & \text{si } 0.8 \cdot P_{PEMFC,nom} \leq P_{PEMFC,k} \leq P_{PEMFC,max} \\ 0, & \text{si non.} \end{cases} \quad (55.f)$$

$\$_{PEMFC}$ Indique le prix de la PEMFC, 95\$/kW adopté de [181] avec un volume moyen de fabrication estimé à 10 000 unités/an, $\Delta V_{PEMFC,EOL}$ indique la chute de tension de la PEMFC à

sa fin de vie (diminution de 10% selon les travaux présentés dans [182]) et ε Le taux de dégradation de la PEMFC obtenu à partir de [86] où $\varepsilon_{low} = 8.662 \mu V/h$, $\varepsilon_{high} = 10 \mu V/h$, et $\varepsilon_{change} = 0.04185 \mu V/kW$.

Concernant la batterie, son modèle de dégradation est adopté selon l'estimation de son SOH. Ainsi la fonction coût suivante est établie :

$$Cost_{Bat} = \$_{Bat}(SOH_k - SOH_{k+1}) \quad (56)$$

Avec $\$_{Bat}$ le prix de la batterie, estimé selon [183] à 178.41\$/kWh.

Cette gestion énergétique est soumise à différentes contraintes permettant de maintenir le fonctionnement sécuritaire et efficace du système. Ces contraintes représentent les limites physiques des sources d'énergie. Elles sont directement liées à leurs performances en temps réel. Ainsi ces contraintes bénéficient d'un aspect adaptatif, par le biais du processus d'estimation de performances en temps réel introduit. Ces limites s'expriment de la façon suivante :

$$P_{PEMFC,min} \leq P_{PEMFC}(k) \leq P_{PEMFC,max} \quad (57.a)$$

$$SOP_{chg} \leq P_{bat}(k) \leq SOP_{dischg} \quad (57.b)$$

$$SOC_{min} \leq SOC(k) \leq SOC_{max} \quad (57.c)$$

Avec $P_{PEMFC,min}$ et $P_{PEMFC,max}$ limites de puissances de la PEMFC, SOP_{chg} et SOP_{dischg} les limites de puissances aux bornes de la batterie SOC_{min} et SOC_{max} les limites de SOC de la batterie sélectionnées à $SOC_{min} = 60\%$ et $SOC_{max} = 80\%$. Le SOH de la batterie constitue

quant à lui une limite du système indépendante de la SGE, ce SOH est compris entre le SOH initial et le SOH de fin de vie ($SOH_{EOL} = 80\%$ adopté de [184]).

Le problème de minimisation du coût du système est donc représenté par :

$$\min_{P_{PEMFC}, P_{Bat}} J = \sum_{k=0}^{K-1} (cost_{PEMFC}(P_{PEMFC,k}) + cost_{Bat}(P_{Bat,k})) \quad (58)$$

Le solveur adopté pour cette minimisation est le « Sequential Quadratic Programming » (SQP).

En effet les performances de ce dernier sont louées dans le domaine de l'optimisation et du contrôle[185-187].

Dans le cadre de cette étude, le cycle de conduite normalisé « Worldwide harmonised Light vehicle Test Cycle 2 » (WLTC 2) est considéré. Le profil de vitesse de ce cycle a été présenté sur la Figure 18.

Le véhicule hybride à hydrogène est simulé pour deux cas de figure :

- Dans le premier cas, les deux sources d'énergie sont considérées sous leurs performances optimales sans aucune dégradation due à des facteurs internes ou externes.
- Dans le deuxième cas, le véhicule hybride est exposé à des conditions opératoires sévères (basse température). Ces conditions vont affecter les performances estimées des sources d'énergie et ainsi mettre en évidence l'aspect adaptatif de la SGE. En effet, celle-ci va définir, pour le même véhicule et sous le même cycle de conduite, une nouvelle distribution de puissance du système selon ces nouvelles performances estimées.

Les simulations sont effectuées à l'aide du logiciel Matlab/Simulink. Les résultats de distribution énergétique obtenus pour le premier cas de figure (conditions opératoires normales) sont présentés dans la Figure 47. Dans le graphe (a) de cette figure, on retrouve la distribution de puissance du système avec la puissance requise et les puissances de chaque source d'énergie. Les graphes (b), (c) et (d) illustrent respectivement la puissance de la PEMFC, la puissance de la batterie ainsi que l'évolution du SOC de la batterie. La Figure 48 présente les détails des différents coûts du système pour le trajet effectué. En analysant ces résultats, on constate que la puissance de traction du bus continu du système est bien distribuée entre la PEMFC et la batterie. Le SOC de la batterie reste compris entre les limites de fluctuation définies. En analysant les piques de puissances des sources d'énergies (PEMFC et batteries), on constate que celles-ci ont respecté les maximums établis par l'estimation en temps réel de performances.

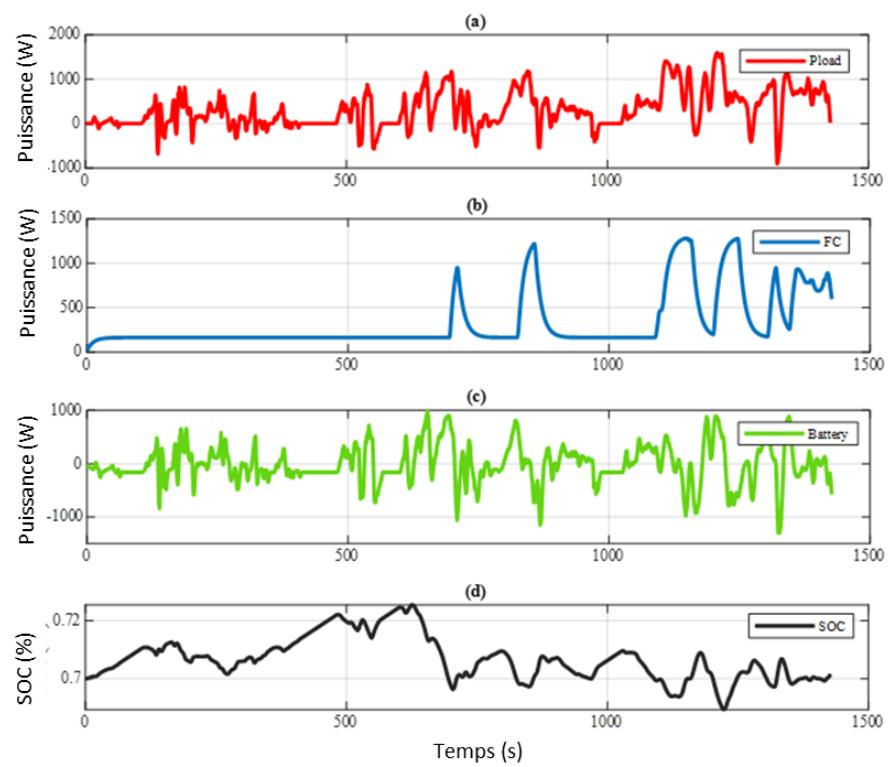


Figure 47 : Résultats de simulation pour la SGE adaptative basée sur le MPC et sur l'estimation en temps réel de performances

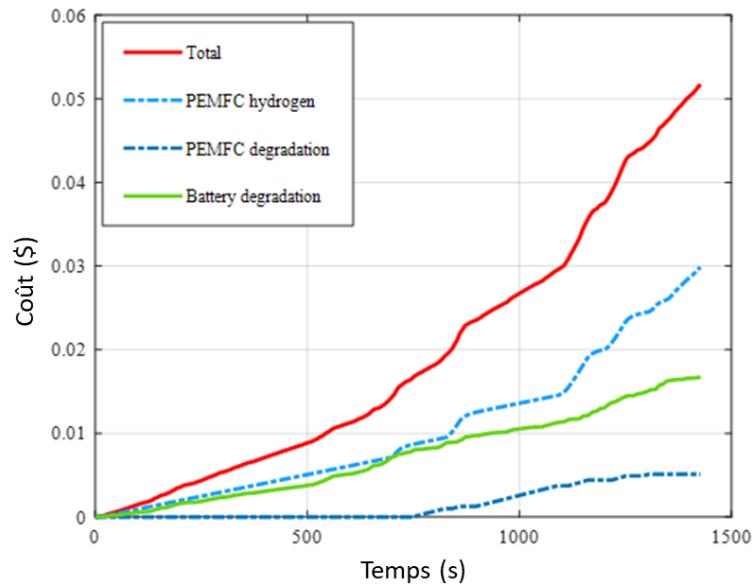


Figure 48: Détails des coûts du trajet

À présent, la simulation est menée pour le même système avec une température ambiante baissée à 0°C. Cette modification des conditions opératoires implique des variations au niveau des performances des sources d'énergie. Ces variations sont prises en considération grâce au processus d'estimation en temps réel mis en place. En effet, la modification de température est effectuée seulement sur le système simulé, elle ne figure pas parmi les entrées de la SGE. Seul le processus d'estimation de performances, basé sur l'identification en ligne des paramètres des modèles des sources d'énergie permet à la SGE d'adapter sa distribution aux nouvelles conditions opératoires. Cette adaptation est d'ailleurs très bien illustrée par les résultats obtenus et présentés sur la Figure 49. Dans le graphe (a) de cette figure, on retrouve la distribution de puissance du système avec la puissance requise et les puissances de chaque source d'énergie. En analysant ces résultats et en les comparant à ceux du cas de figure précédent, on remarque une distribution de puissance différentes. Cette différence reflète l'aspect adaptatif de la SGE mise en place. Les graphes (b), (c) et (d) illustrent respectivement la puissance de la PEMFC, la puissance de la batterie ainsi que l'évolution du SOC de la batterie. La Figure 50 fournit les détails liés au coût du trajet. On constate ici que, par la nouvelle distribution, les coûts de ce dernier n'ont subi qu'une légère augmentation malgré le changement significatif de température. Les coûts liés à la dégradation de la batterie ont principalement augmenté, cela est dû au fait que les limites en puissance de la batterie ont été réduites par les basses températures et que lors de son utilisation elle se rapprochait de ces limites (sans les atteindre). Ces résultats montrent que les limites d'opérations pour les sources d'énergie ont été respectées. Ces limites sont celles établies en temps réel par le processus d'estimation de performances mis en place. Ainsi la distribution en puissance du système se basent sur ces performances pour maintenir l'efficacité énergétique du véhicule.

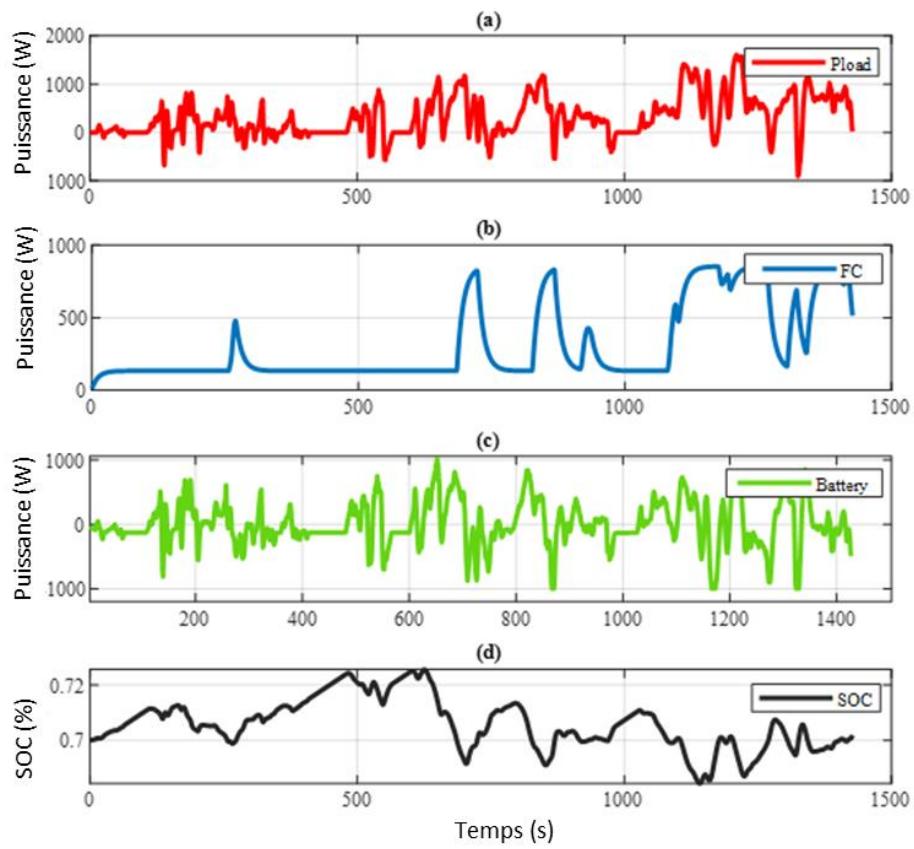


Figure 49 : Résultats de simulation pour la SGE adaptative basée sur le MPC et sur l'estimation en temps réel de performances (basse température)

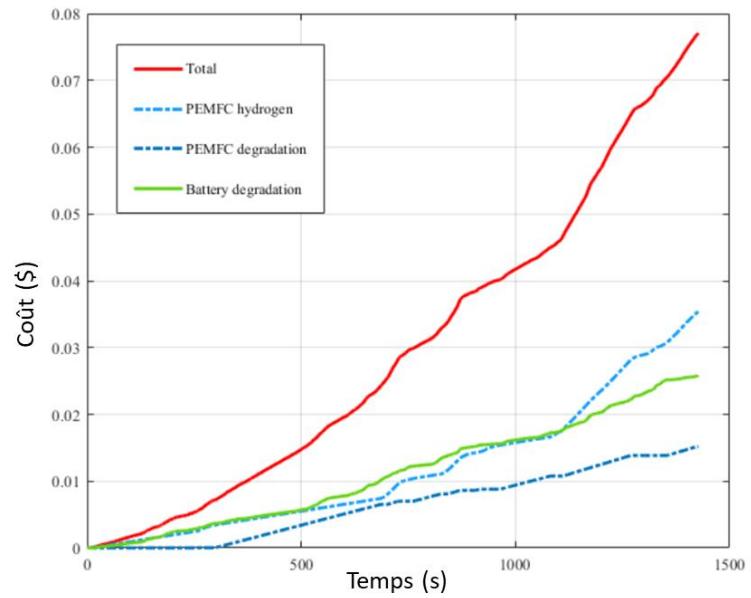


Figure 50 : Détails des coûts liés au trajet (basse température)

À travers cette étude, une gestion énergétique innovante pour un véhicule hybride à hydrogène a été introduite. Cette gestion énergétique se base sur le processus d'estimation de performances en temps réel introduit dans le chapitre précédent pour adapter sa distribution aux variations des performances du système. En combinant, une SGE basée sur l'optimisation avec le processus d'estimation en temps réel de performances, un système innovant a été mis en place. Ce système permet de maintenir une gestion énergétique optimale du véhicule sous différentes conditions opératoires et sans avoir recours à des modèles couteux en termes de complexité et poids d'implémentation. Cet aspect constitue un critère significatif pour le secteur de l'automobile.

5. Conclusion générale

5.1. Bilan

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'optimisation des performances des véhicules hybrides à hydrogène, notamment l'amélioration de leur performances énergétiques ainsi que leur durée de vie. Celle-ci est axée autour de la gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène et de l'amélioration des performances et de la durée de vie de leurs sources d'énergie. Les améliorations apportées par cette étude sont basées sur l'estimation en temps réel des performances des sources d'énergie du véhicule hybride à hydrogène. En effet, les stratégies de gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène sont conçues à partir de modèles pour les sources d'énergie du véhicule. L'efficacité et les performances de cette gestion énergétique sont ainsi directement liées à la précision de ces modèles. De nombreuses études, notamment celles des équipes des professeurs Loïc Boulon et Samir Jemei ont mis en évidence l'intérêt

d'estimer en temps réel les performances des piles à combustible pour améliorer la gestion énergétique des véhicules hybrides à hydrogène. Ces travaux de recherche, ainsi que la grande majorité des études présentes dans la littérature, se sont toutefois focalisés uniquement sur la précision des modèles de la pile à combustible et l'estimation des performances de cette dernière. Ainsi cette thèse a permis de concevoir une stratégie de gestion énergétique adaptative basée sur les performances en temps réel des deux sources d'énergie d'un véhicule hybride à hydrogène. Tout d'abord, cette étude a démontré que les performances des modèles de batteries doivent constituer un aspect important de la gestion énergétique du véhicule hybride à hydrogène. En effet, les batteries sont des systèmes électrochimiques dont les performances varient selon différents facteurs. À partir de l'analyse de la distribution de puissances, obtenue par programmation dynamique, d'un véhicule hybride à hydrogène sous différentes conditions opératoires, il a été mis en évidence que l'estimation en temps réel des performances des batteries constitue, comme pour l'estimation des performances de la pile à combustible, un paramètre clé dans la gestion énergétique du système. En effet, les résultats obtenus démontrent l'importance de cette estimation face à l'impact des conditions opératoires sur les performances des sources d'énergie du véhicule. Ces estimations permettent d'adapter en temps réel la distribution de puissances entre les sources d'énergie pour maintenir une utilisation efficace et surtout sécuritaire de celles-ci. Une fois cette nécessité établie, un processus d'estimation en temps réel des performances des deux sources d'énergie pour un véhicule hybride à hydrogène a été mis en place. À cet égard, une revue de littérature ainsi qu'une analyse « benchmark » ont été réalisées pour les différentes méthodes permettant de remonter aux principales métriques de performances des batteries. Le processus conçu a permis ainsi d'estimer en temps réel l'état de santé des batteries, leur état de puissance ainsi que leur état de charge. La validité de ce processus a été établie par des tests expérimentaux sous différentes conditions opératoires (températures

allant jusqu'à -20°C). Concernant les piles à combustible, l'estimation proposée par les équipes du professeur Loïc Boulon a été considérée. Ainsi, l'estimation de performances conçue pour chacune des sources d'énergie du véhicule propose un compromis satisfaisant entre précision et coût d'opération (temps de calcul, poids d'implémentation, etc.). En effet, une combinaison entre modèles semi-empiriques et identification en ligne de paramètres par filtrage adaptatif a permis d'atteindre ce compromis. Pour répondre à la problématique de cette thèse, le processus d'estimation de performances mis en place a été intégré par la suite dans la gestion énergétique d'un véhicule hybride à hydrogène. Cette intégration a permis de mettre en évidence le caractère adaptatif des stratégies de gestion énergétique conçues. En effet, pour le même véhicule, la stratégie conçue a fourni différentes distributions de puissances dépendamment des conditions opératoires considérées et donc des performances estimées des sources d'énergie. Cet aspect adaptatif a été mis en évidence pour deux catégories de stratégies de gestion énergétique. Tout d'abord une gestion énergétique adaptative basée sur le principe de la logique floue et sur une série de règles de distribution a été présentée. Les résultats de cette étude ont permis d'établir la preuve de concept et de mettre en évidence l'intérêt de l'intégration du processus d'estimation en temps réel des performances dans la distribution de puissances. Par la suite, une stratégie de gestion énergétique davantage élaborée a été mise en place, celle-ci se base sur l'optimisation en temps réel. L'algorithme de contrôle prédictif de modèle (MPC) a été retenu pour cette gestion. Ce dernier permet la minimisation d'une fonction coût complète du véhicule, adéquatement définie et intégrant les performances estimées en temps réel des sources d'énergie. Les résultats obtenus par cette stratégie de gestion énergétique adaptative et basée sur les performances en temps réel des sources d'énergie du véhicule hybride à hydrogène constituent une solution viable à la problématique autour de laquelle cette thèse est axée.

5.2. Axes de recherche futurs

Les travaux présentés dans le cadre de cette étude mettent en évidence les améliorations en termes de gestion énergétique apportées par l'estimation en temps réel des performances des deux sources d'énergie d'un véhicule hybride à hydrogène. Ces améliorations sont introduites par le caractère adaptatif des stratégies de gestion énergétique conçues. Ces travaux permettent d'ouvrir la voie à différents sujets de recherche permettant de retraduire ces innovations. En effet, avec le développement des technologies « Big Data » et la mise en place de différentes bases de données sur des serveurs en ligne, les méthodes d'estimation de performances basées sur le « Machine learning » et l'intelligence artificielle deviennent de plus en plus efficaces et intéressantes. Ces technologies permettent l'accès à des données stratégiques à l'échelle du véhicule, mais également à une échelle plus large (flotte de véhicules). Suivant des démarches similaires, de nouvelles méthodes d'estimation de performances peuvent être introduites. Par la suite, des stratégies de gestion énergétique adaptatives basées sur les performances des sources d'énergie estimées par ces méthodes peuvent être conçues et leurs performances peuvent être comparées à celle des stratégies adaptatives introduites dans le cadre de cette thèse. Des analyses de sensibilités liées à la quantité et surtout à la qualité des données utilisées permettraient d'établir les conditions à partir desquelles ces méthodes deviennent viables et concurrentielles.

Le caractère adaptatif de la gestion énergétique proposée permet de mettre en évidence un intérêt significatif en termes d'efficacité énergétique et de durée de vie du système. De plus, cette technologie présente une compatibilité avec d'autres méthodes d'optimisation énergétique telles que l'utilisation d'un système multi-piles à combustible et les différentes techniques permettant de les contrôler (contrôle passif, gestion décentralisée, etc.). Le processus d'estimation en temps réel de performances mis en place est même susceptible de présenter des synergies avec ces

technologies et d'améliorer davantage les performances du véhicule. En effet, en ayant accès aux performances réelles de chaque pile à combustible, la gestion du système multi-piles pourra être améliorée. Cet aspect peut également être pris en considération pour le pack de batterie du véhicule. En effet, à travers l'utilisation de capteurs spécifiques, permettant la mesure de la tension à l'échelle de la cellule, il serait éventuellement possible d'appliquer le processus d'estimation en temps réel de performances et d'accéder aux métriques de chaque cellule sous différentes conditions opératoires. Cette estimation permettrait également d'améliorer la gestion du pack de batterie et l'équilibrage des cellules. Une analyse de performances permettrait de comparer les résultats obtenus par une estimation à l'échelle de la cellule avec ceux présentés dans le cadre de cette thèse afin d'identifier quelles approches permettent de présenter le compromis le plus intéressant entre coûts d'opération et performances énergétiques.

Le caractère adaptatif de la stratégie de gestion énergétique introduite peut être davantage exploité et peut éventuellement intégrer davantage de paramètres. En effet, de nombreuses études visent à modéliser les comportements énergétiques des systèmes auxiliaires du véhicule, notamment les besoins énergétiques de l'habitacle ainsi que les systèmes de sécurité. L'estimation en temps réel des performances de ces systèmes sous différentes conditions opératoires et leur intégration au sein de la stratégie de gestion énergétique adaptative constituent une étape importante permettant de définir l'efficacité énergétique du véhicule hybride à hydrogène. La stratégie de gestion énergétique adaptative introduite dans le cadre de cette thèse peut également être considérée pour des systèmes hybrides autres que ceux présentés dans cette étude. En effet un véhicule associant un système de piles à combustible avec un système de super condensateurs peut être considéré. Des études benchmark permettraient de mettre en place un processus d'estimation en temps réel de performances pour les systèmes de super condensateurs et de les intégrer au sein d'une stratégie de gestion énergétique adaptative. Des analyses

comparatives entre les deux systèmes permettraient de mettre en évidence les points forts ainsi que les limites de chaque hybridation.

Un axe important de développement lié aux résultats de cette étude figure dans l'implémentation de la stratégie de gestion énergétique adaptative proposée. En effet, celle-ci a été conçue selon des études qualitatives basées sur la simulation. Il serait toutefois intéressant de valider expérimentalement l'ensemble du système de contrôle mis en place (processus d'estimation en temps réel de performances et algorithme d'optimisation pour la distribution de puissances) sur un contrôleur réel comparable à ceux utilisés dans le secteur automobile. En considérant le compromis adopté dans le cadre de cette étude, entre effort d'implémentation et précision de calcul, il est envisageable, d'un côté, de concevoir des éléments de contrôle fonctionnels présentant des coûts plus faibles. D'un autre côté, il est possible de bénéficier de ce compromis pour intégrer d'autres paramètres du système permettant d'améliorer l'efficacité globale de ce dernier ou encore son aspect sécuritaire. L'implémentation du système proposé dans un élément de contrôle adéquatement sélectionné permettrait de le valider expérimentalement sous différentes conditions opératoires et surtout pour différents niveaux de dégradation. Cette validation expérimentale pourrait éventuellement être considérée pour un projet de démonstration industriel, qui permettra de placer l'innovation apportée par cette thèse à un Niveau de Maturité Technologique 7 (NMT) : *Démonstration du prototype de système dans un environnement opérationnel.*

Annexes 1

La Représentation Énergétique Macroscopique est un outil de représentation qui permet de mettre en place un organisation fonctionnelle des différents modèles d'un système. De fait, le système est abordé selon une approche systémique, cognitive et causale. Cette approche permet de mettre en évidence de façon systématique les variables d'entrée et de sortie pour les différents modèles du système. Elle permet également d'identifier facilement les flux de puissances entre chaque composant. Du fait de sa structure en niveaux, la REM permet de structurer et de concevoir adéquatement le contrôle de chaque élément du système. La REM utilise une approche « forward » qui permet d'identifier et de considérer les différentes limitations physiques de chaque composant du système.

Le tableaux ci-dessous, disponible sur le site web de la REM [188] introduit les différents éléments de cette représentation :

Les éléments de la REM :

	Élément source (Source d'énergie)		Variables d'action et de réaction
	Élément d'accumulation (Stockage d'énergie)		Inversion indirecte (Commande en boucle fermée)
	Élément de conversion mono-domaine		Inversion directe (Commande en boucle ouverte)
	Élément de conversion multi-domaine		
	Élément de couplage mono-domaine (Distribution d'énergie)		Inversion d'un couplage (Critère énergétique)
	Élément de couplage multi-domaine (Distribution d'énergie)		
	Aiguillage (Sélection de modèles)		Stratégie de gestion d'énergie

Annexe 2 : Articles publiés/soumis

N.Noura, A.Macias, L. Boulon, S. Jemei, "Adaptive Power Distribution of a Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle based on Battery Power Capabilities" submitted in April 2022 to Energy Conversion and Management, Elsevier.

N. Noura, L. Boulon and S. Jemei, "Real time Performance Estimation for Energy Management of a Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle," *2021 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2021, pp. 1-5, doi: 10.1109/VPPC53923.2021.9699317.

Noura N, Boulon L, Jemeï S. A Review of Battery State of Health Estimation Methods: Hybrid Electric Vehicle Challenges. *World Electric Vehicle Journal*. 2020; 11(4):66.
<https://doi.org/10.3390/wevj11040066>

N. Noura, L. Boulon and S. Jemei, "An Online Identification Based Energy Management Strategy for a Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle," *2019 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2019, pp. 1-5, doi: 10.1109/VPPC46532.2019.8952320.

N. Noura, K. Cos, L. Boulon and S. Jemei, "Online Identification of Battery Internal Resistance under extreme Temperatures," *2020 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/VPPC49601.2020.9330928.

References

- [1] U.S. Energy Information Administration, "Annual Energy Outlook 2021 (AEO2021)," 2021.
- [2] A. Khaligh and Z. li, "Battery, Ultracapacitor, Fuel Cell, and Hybrid Energy Storage Systems for Electric, Hybrid Electric, Fuel Cell, and Plug-In Hybrid Electric Vehicles: State of the Art," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 2806-2814, 08/01 2010.
- [3] Z. Zoundi, "CO2 emissions, renewable energy and the Environmental Kuznets Curve, a panel cointegration approach," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 72, pp. 1067-1075, 2017/05/01/ 2017.
- [4] D. Karamanov, V. Pupkevich, K. Penev, V. Glibin, J. Gohil, and V. Vajihinejad, "Biological conversion of hydrogen to electricity for energy storage," *Energy*, vol. 129, pp. 237-245, 2017/06/15/ 2017.

- [5] C. E. Thomas, *Fuel cell and battery electric vehicles compared*. 2009, pp. 6005-6020.
- [6] H. S. Das, C. W. Tan, and A. H. M. Yatim, "Fuel cell hybrid electric vehicles: A review on power conditioning units and topologies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 76, pp. 268-291, 2017/09/01/ 2017.
- [7] H. t. system. (2022, January 18). *Technologies Pile à combustible*
- [8] A. F. Ambrose, A. Q. Al-Amin, R. Rasiah, R. Saidur, and N. Amin, "Prospects for introducing hydrogen fuel cell vehicles in Malaysia," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, pp. 9125-9134, 2017.
- [9] F. Odeim, J. Roes, L. Wülbbeck, and A. Heinzel, "Power management optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles with experimental validation," *Journal of Power Sources*, vol. 252, pp. 333-343, 2014/04/15/ 2014.
- [10] X. Li, Y. Wang, D. Yang, and Z. Chen, "Adaptive energy management strategy for fuel cell/battery hybrid vehicles using Pontryagin's Minimal Principle," *Journal of Power Sources*, vol. 440, p. 227105, 2019/11/15/ 2019.
- [11] D. Zhou, A. Al-Durra, I. Matraji, A. Ravey, and F. Gao, "Online Energy Management Strategy of Fuel Cell Hybrid Electric Vehicles: A Fractional-Order Extremum Seeking Method," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 65, no. 8, pp. 6787-6799, 2018.
- [12] M. Yue, S. Jemei, R. Gouriveau, and N. Zerhouni, "Developing a Health-Conscious Energy Management Strategy Based on Prognostics for a Battery/Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle," in *2018 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2018, pp. 1-6.
- [13] Y. Ren and Z. Wu, "Research on the Energy Management Strategy of Hybrid Vehicle Based on Pontryagin's Minimum Principle," in *2018 10th International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC)*, 2018, vol. 02, pp. 356-361.

- [14] J. Vetter *et al.*, "Ageing mechanisms in lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 147, no. 1, pp. 269-281, 2005/09/09/ 2005.
- [15] K. Ettahir, L. Boulon, M. Becherif, K. Agbossou, and H. S. Ramadan, "Online identification of semi-empirical model parameters for PEMFCs," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 36, pp. 21165-21176, 2014/12/12/ 2014.
- [16] J. Jaguemont, L. Boulon, and Y. Dubé, "Characterization and Modeling of a Hybrid-Electric-Vehicle Lithium-Ion Battery Pack at Low Temperatures," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 65, no. 1, pp. 1-14, 2016.
- [17] H. He, X. Zhang, R. Xiong, Y. Xu, and H. Guo, "Online model-based estimation of state-of-charge and open-circuit voltage of lithium-ion batteries in electric vehicles," *Energy*, vol. 39, no. 1, pp. 310-318, 2012/03/01/ 2012.
- [18] S. Herdjunanto, "Estimation of Open Circuit Voltage and electrical parameters of a battery based on signal processed by Recursive Least Square method using two separate forgetting factors," in *2016 6th International Annual Engineering Seminar (InAES)*, 2016, pp. 67-71.
- [19] K. Ettahir, L. Boulon, and K. Agbossou, *Energy Management Strategy for a Fuel Cell Hybrid Vehicle based on Maximum Efficiency and Maximum Power identification*. 2016.
- [20] M. Kandidayeni, A. Macias, A. A. Amamou, L. Boulon, S. Kelouwani, and H. Chaoui, "Overview and benchmark analysis of fuel cell parameters estimation for energy management purposes," *Journal of Power Sources*, vol. 380, pp. 92-104, 2018/03/15/ 2018.
- [21] M. Kandidayeni, A. Macias, A. Khalatbarisoltani, L. Boulon, and S. Kelouwani, "Benchmark of proton exchange membrane fuel cell parameters extraction with metaheuristic optimization algorithms," *Energy*, vol. 183, pp. 912-925, 2019/09/15/ 2019.

- [22] M. Yue, S. Jemei, R. Gouriveau, and N. Zerhouni, *Developing a Health-Conscious Energy Management Strategy Based on Prognostics for a Battery/Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle*. 2018, pp. 1-6.
- [23] Y. Li *et al.*, "Data-driven health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 113, p. 109254, 2019/10/01/ 2019.
- [24] R. Xiong, Y. Zhang, J. Wang, H. He, S. Peng, and M. Pecht, "Lithium-Ion Battery Health Prognosis Based on a Real Battery Management System Used in Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 5, pp. 4110-4121, 2019.
- [25] J. Jaguemont, L. Boulon, and Y. Dubé, "A comprehensive review of lithium-ion batteries used in hybrid and electric vehicles at cold temperatures," *Applied Energy*, vol. 164, pp. 99-114, 2016/02/15/ 2016.
- [26] M. Kandidayeni, A. O. M. Fernandez, A. Khalatbarisoltani, L. Boulon, S. Kelouwani, and H. Chaoui, "An Online Energy Management Strategy for a Fuel Cell/Battery Vehicle Considering the Driving Pattern and Performance Drift Impacts," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, pp. 1-1, 2019.
- [27] M. Kandidayeni, A. Macias, L. Boulon, and S. Kelouwani, "Investigating the impact of ageing and thermal management of a fuel cell system on energy management strategies," *Applied Energy*, vol. 274, p. 115293, 2020/09/15/ 2020.
- [28] J. Larminie and A. Dicks, "Introduction," in *Fuel Cell Systems Explained*, 2003, pp. 1-24.
- [29] F. Valle, "Electrocatalyst degradation in high temperature PEM fuel cells," 2015.
- [30] M. Kandidayeni, A. M. F, L. Boulon, and S. Kelouwani, "Efficiency Enhancement of an Open Cathode Fuel Cell Through a Systemic Management," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 12, pp. 11462-11472, 2019.

- [31] T. Jahnke *et al.*, "Performance and degradation of Proton Exchange Membrane Fuel Cells: State of the art in modeling from atomistic to system scale," *Journal of Power Sources*, vol. 304, pp. 207-233, 2016/02/01/ 2016.
- [32] E. Lechartier, E. Laffly, M.-C. Péra, R. Gouriveau, D. Hissel, and N. Zerhouni, "Proton exchange membrane fuel cell behavioral model suitable for prognostics," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 40, no. 26, pp. 8384-8397, 2015/07/13/ 2015.
- [33] R. Petrone *et al.*, "A review on model-based diagnosis methodologies for PEMFCs," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 38, no. 17, pp. 7077-7091, 2013/06/10/ 2013.
- [34] C. Ziogou, S. Voutetakis, S. Papadopoulou, and M. C. Georgiadis, "Modeling, simulation and experimental validation of a PEM fuel cell system," *Computers & Chemical Engineering*, vol. 35, no. 9, pp. 1886-1900, 2011/09/14/ 2011.
- [35] A. A. Shah, K. H. Luo, T. R. Ralph, and F. C. Walsh, "Recent trends and developments in polymer electrolyte membrane fuel cell modelling," *Electrochimica Acta*, vol. 56, no. 11, pp. 3731-3757, 2011/04/15/ 2011.
- [36] A. D. Le and B. Zhou, "A generalized numerical model for liquid water in a proton exchange membrane fuel cell with interdigitated design," *Journal of Power Sources*, vol. 193, no. 2, pp. 665-683, 2009/09/05/ 2009.
- [37] V. Mishra, F. Yang, and R. Pitchumani, "Analysis and design of PEM fuel cells," *Journal of Power Sources*, vol. 141, no. 1, pp. 47-64, 2005/02/16/ 2005.
- [38] J. J. Baschuk and X. Li, "Modelling of polymer electrolyte membrane fuel cells with variable degrees of water flooding," *Journal of Power Sources*, vol. 86, no. 1, pp. 181-196, 2000/03/01/ 2000.

- [39] A. Kheirandish, F. Motlagh, N. Shafiabady, M. Dahari, and A. Khairi Abdul Wahab, "Dynamic fuzzy cognitive network approach for modelling and control of PEM fuel cell for power electric bicycle system," *Applied Energy*, vol. 202, pp. 20-31, 2017/09/15/ 2017.
- [40] M. Esfandyari, M. A. Fanaei, R. Gheshlaghi, and M. A. Mahdavi, "Neural network and neuro-fuzzy modeling to investigate the power density and Columbic efficiency of microbial fuel cell," *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, vol. 58, pp. 84-91, 2016/01/01/ 2016.
- [41] M. A. R. S. Al-Baghdadi, "Modelling of proton exchange membrane fuel cell performance based on semi-empirical equations," *Renewable Energy*, vol. 30, no. 10, pp. 1587-1599, 2005/08/01/ 2005.
- [42] C. N. Maxoulis, D. N. Tsinoglou, and G. C. Koltsakis, "Modeling of automotive fuel cell operation in driving cycles," *Energy Conversion and Management*, vol. 45, no. 4, pp. 559-573, 2004/03/01/ 2004.
- [43] R. F. Mann, J. C. Amphlett, M. A. I. Hooper, H. M. Jensen, B. A. Peppley, and P. R. Roberge, "Development and application of a generalised steady-state electrochemical model for a PEM fuel cell," *Journal of Power Sources*, vol. 86, no. 1, pp. 173-180, 2000/03/01/ 2000.
- [44] G. Squadrito, G. Maggio, E. Passalacqua, F. Lufrano, and A. Patti, "Empirical equation for polymer electrolyte fuel cell (PEFC) behaviour," *Journal of Applied Electrochemistry*, Article vol. 29, no. 12, pp. 1449-1455, 1999.
- [45] J. Amphlett, *Performance Modeling of the Ballard Mark IV Solid Polymer Electrolyte Fuel Cell*. 1995.
- [46] K. Ettahir, L. Boulon, and K. Agbossou, *Optimization-based energy management strategy for a fuel cell/battery hybrid power system*. 2016, pp. 142-153.

- [47] R. Zhang and J. Tao, "GA-Based Fuzzy Energy Management System for FC/SC-Powered HEV Considering H₂ Consumption and Load Variation," *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 26, no. 4, pp. 1833-1843, 2018.
- [48] M. Kandidayeni, A. Macias, C. Dépature, L. Boulon, S. Kelouwani, and H. Chaoui, *Real-Time Fuzzy Logic Strategy Scheme for Energetic Macroscopic Representation of a Fuel Cell/Battery Vehicle*. 2017, pp. 1-6.
- [49] X. Li, J. Li, L. Xu, and M. Ouyang, "Power management and economic estimation of fuel cell hybrid vehicle using fuzzy logic," in *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2009, pp. 1749-1754.
- [50] N. Ouddah and L. Adouane, "Hybrid Energy Management Strategy Based on Fuzzy Logic and Optimal Control for Tri-Actuated Powertrain System," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 6, pp. 5343-5355, 2019.
- [51] N. s. Lee, G. m. Jeong, and H. s. Ahn, "Improvement of Fuel Economy Using Fuzzy Logic-Based Power Distribution Control Strategy for a FCHEV," in *2006 International Conference on Computational Intelligence and Security*, 2006, vol. 1, pp. 891-894.
- [52] M. Carignano, V. Roda, R. Costa-Castelló, L. Valiño, A. Lozano, and F. Barreras, "Assessment of Energy Management in a Fuel Cell/Battery Hybrid Vehicle," *IEEE Access*, vol. 7, pp. 16110-16122, 2019.
- [53] T. Teng, X. Zhang, H. Dong, and Q. Xue, "A comprehensive review of energy management optimization strategies for fuel cell passenger vehicle," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 45, no. 39, pp. 20293-20303, 2020/08/07/ 2020.
- [54] A. Ravey, B. Blunier, and A. Miraoui, "Control Strategies for Fuel-Cell-Based Hybrid Electric Vehicles: From Offline to Online and Experimental Results," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 61, no. 6, pp. 2452-2457, 2012.

- [55] P. Ahmadizadeh, B. Mashadi, and D. Lodaya, "Energy management of a dual-mode power-split powertrain based on the Pontryagin's minimum principle," *IET Intelligent Transport Systems*, vol. 11, no. 9, pp. 561-571, 2017.
- [56] S. Bauer, A. Suchaneck, and F. Puente León, "Thermal and energy battery management optimization in electric vehicles using Pontryagin's maximum principle," *Journal of Power Sources*, vol. 246, pp. 808-818, 2014/01/15/ 2014.
- [57] N. Kim, S. Cha, and H. Peng, "Optimal Control of Hybrid Electric Vehicles Based on Pontryagin's Minimum Principle," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 19, no. 5, pp. 1279-1287, 2011.
- [58] K. Simmons, Y. Guezennec, and S. Onori, "Modeling and energy management control design for a fuel cell hybrid passenger bus," *Journal of Power Sources*, vol. 246, pp. 736-746, 2014/01/15/ 2014.
- [59] O. S., S. L., and R. G., *The Energy Management Problem in HEVs*. Springer, London: SpringerBriefs in Electrical and Computer Engineering, 2016.
- [60] N. Noura, L. Boulon, and S. Jemei, "An Online Identification Based Energy Management Strategy for a Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle," presented at the 2019 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Hanoi 2019, 2019.
- [61] K. Chen, A. Bouscayrol, A. Berthon, P. Delarue, D. Hissel, and R. Trigui, "Global modeling of different vehicles using Energetic Macroscopic Representation," in *2008 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2008, pp. 1-7.
- [62] Y. Yan, Q. Li, W. Chen, B. Su, and J. Liu, "Optimal Energy Management & Control in Multi-mode Equivalent Energy Consumption of Fuel Cell/Supercapacitor of Hybrid Electric Tram," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. PP, pp. 1-1, 10/03 2018.

- [63] B. Nguyen, R. German, J. P. F. Trovão, and A. Bouscayrol, "Real-Time Energy Management of Battery/Supercapacitor Electric Vehicles Based on an Adaptation of Pontryagin's Minimum Principle," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 68, no. 1, pp. 203-212, 2019.
- [64] H. Li, A. Ravey, A. N'Diaye, and A. Djerdir, "A novel equivalent consumption minimization strategy for hybrid electric vehicle powered by fuel cell, battery and supercapacitor," *Journal of Power Sources*, vol. 395, pp. 262-270, 2018/08/15/ 2018.
- [65] K. v. Berkel, R. Titulaer, T. Hofman, B. Vroemen, and M. Steinbuch, "From Optimal to Real-Time Control of a Mechanical Hybrid Powertrain," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 23, no. 2, pp. 670-678, 2015.
- [66] J. Bernard, S. Delprat, F. Buechi, and T. M. Guerra, "Global Optimisation in the power management of a Fuel Cell Hybrid Vehicle (FCHV)," in *2006 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2006, pp. 1-6.
- [67] S. Delprat, T. M. Guerra, and J. Rimaux, "Control strategies for hybrid vehicles: synthesis and evaluation," in *2003 IEEE 58th Vehicular Technology Conference. VTC 2003-Fall (IEEE Cat. No.03CH37484)*, 2003, vol. 5, pp. 3246-3250 Vol.5.
- [68] O. Sundstrom and L. Guzzella, "A generic dynamic programming Matlab function," in *2009 IEEE Control Applications, (CCA) & Intelligent Control, (ISIC)*, 2009, pp. 1625-1630.
- [69] W. Zhou, L. Yang, Y. Cai, and T. Ying, "Dynamic programming for New Energy Vehicles based on their work modes part I: Electric Vehicles and Hybrid Electric Vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 406, pp. 151-166, 2018/12/01/ 2018.
- [70] W. Zhou, L. Yang, Y. Cai, and T. Ying, "Dynamic programming for new energy vehicles based on their work modes Part II: Fuel cell electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 407, pp. 92-104, 2018/12/15/ 2018.

- [71] H. Lee, C. Song, N. Kim, and S. W. Cha, "Comparative Analysis of Energy Management Strategies for HEV: Dynamic Programming and Reinforcement Learning," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 67112-67123, 2020.
- [72] Q. Li, W. Huang, W. Chen, Y. Yan, W. Shang, and M. Li, "Regenerative braking energy recovery strategy based on Pontryagin's minimum principle for fuel cell/supercapacitor hybrid locomotive," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 44, no. 11, pp. 5454-5461, 2019/02/26/ 2019.
- [73] S. Xie, X. Hu, Z. Xin, and J. Brighton, "Pontryagin's Minimum Principle based model predictive control of energy management for a plug-in hybrid electric bus," *Applied Energy*, vol. 236, pp. 893-905, 2019/02/15/ 2019.
- [74] K. Ettahir, M. Higuita Cano, L. Boulon, and K. Agbossou, "Design of an adaptive EMS for fuel cell vehicles," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 2, pp. 1481-1489, 2017/01/12/ 2017.
- [75] A. K. Soltani, L. Boulon, and X. Hu, "Fully Decentralized Energy Management Strategy Based on Model Predictive Control in a Modular Fuel Cell Vehicle," in *2021 IEEE Transportation Electrification Conference & Expo (ITEC)*, 2021, pp. 767-770.
- [76] D. F. Pereira, F. d. C. Lopes, and E. H. Watanabe, "Nonlinear Model Predictive Control for the Energy Management of Fuel Cell Hybrid Electric Vehicles in Real Time," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 68, no. 4, pp. 3213-3223, 2021.
- [77] W. Zhang, L. Jianqiu, L. Xu, and M. Ouyang, "Optimization for a fuel cell/battery/capacity tram with equivalent consumption minimization strategy," *Energy Conversion and Management*, vol. 134, pp. 59-69, 02/01 2017.

- [78] H. Kazemi, Y. P. Fallah, A. Nix, and S. Wayne, "Predictive AECMS by Utilization of Intelligent Transportation Systems for Hybrid Electric Vehicle Powertrain Control," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, vol. 2, no. 2, pp. 75-84, 2017.
- [79] Q. Li *et al.*, "A State Machine Control Based on Equivalent Consumption Minimization for Fuel Cell/ Supercapacitor Hybrid Tramway," *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, vol. 5, no. 2, pp. 552-564, 2019.
- [80] S. Han, F. Zhang, and J. Xi, "A Real-Time Energy Management Strategy Based on Energy Prediction for Parallel Hybrid Electric Vehicles," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 70313-70323, 2018.
- [81] L. Serrao, S. Onori, and G. Rizzoni, "ECMS as a realization of Pontryagin's minimum principle for HEV control," in *2009 American Control Conference*, 2009, pp. 3964-3969.
- [82] C. Musardo, G. Rizzoni, Y. Guezennec, and B. Staccia, "A-ECMS: An Adaptive Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Energy Management," *European Journal of Control*, vol. 11, no. 4, pp. 509-524, 2005/01/01/ 2005.
- [83] Q. Zheng, H. Yuan, J. Wu, and B. Gao, "Equivalent Consumption Minimization Strategy Based on Dynamic Programming for Plug-in Hybrid Electric Vehicle**This work is supported by the National Key R&D Program of China (2018YFB0104805), National Nature Science Foundation of China (61520106008, 61522307), China Automobile Industry Innovation and Development Joint Fund (U1664257) and Program for JLU Science and Technology Innovative Research Team (2017TD-20)," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 31, pp. 612-617, 2018/01/01/ 2018.
- [84] S. Onori, L. Serrao, and G. Rizzoni, "Equivalent Consumption Minimization Strategy," in *Hybrid Electric Vehicles: Energy Management Strategies*, S. Onori, L. Serrao, and G. Rizzoni, Eds. London: Springer London, 2016, pp. 65-77.

- [85] H. He, S. Quan, F. Sun, and Y. Wang, "Model Predictive Control With Lifetime Constraints Based Energy Management Strategy for Proton Exchange Membrane Fuel Cell Hybrid Power Systems," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 67, no. 10, pp. 9012-9023, 2020.
- [86] X. Hu, C. Zou, X. Tang, T. Liu, and L. Hu, "Cost-Optimal Energy Management of Hybrid Electric Vehicles Using Fuel Cell/Battery Health-Aware Predictive Control," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 35, no. 1, pp. 382-392, 2020.
- [87] H. Chen, J. Chen, H. Lu, C. Yan, and Z. Liu, "A Modified MPC-Based Optimal Strategy of Power Management for Fuel Cell Hybrid Vehicles," *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, vol. 25, no. 4, pp. 2009-2018, 2020.
- [88] W. Waag, *Adaptive algorithms for monitoring of lithium-ion batteries in electric vehicles*. Shaker Verlag, 2014.
- [89] W. Waag, C. Fleischer, and D. U. Sauer, "Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 258, pp. 321-339, 2014/07/15/ 2014.
- [90] F. Duffner, M. Wentker, M. Greenwood, and J. Leker, "Battery cost modeling: A review and directions for future research," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 127, p. 109872, 2020/07/01/ 2020.
- [91] P. Pei, Q. Chang, and T. Tang, "A quick evaluating method for automotive fuel cell lifetime," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 33, no. 14, pp. 3829-3836, 2008/07/01/ 2008.
- [92] O. Tremblay and L.-A. Dessaint, "Experimental Validation of a Battery Dynamic Model for EV Applications," *World Electric Vehicle Journal*, vol. 3, no. 2, 2009.
- [93] L. H. Saw, K. Somasundaram, Y. Ye, and A. A. O. Tay, "Electro-thermal analysis of Lithium Iron Phosphate battery for electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 249, pp. 231-238, 2014/03/01/ 2014.

- [94] R. Xiong, L. Li, and J. Tian, "Towards a smarter battery management system: A critical review on battery state of health monitoring methods," *Journal of Power Sources*, vol. 405, pp. 18-29, 2018/11/30/ 2018.
- [95] X. Hu, C. Zou, C. Zhang, and Y. Li, "Technological Developments in Batteries: A Survey of Principal Roles, Types, and Management Needs," *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 15, no. 5, pp. 20-31, 2017.
- [96] R. Xiong, J. Cao, Q. Yu, H. He, and F. Sun, "Critical Review on the Battery State of Charge Estimation Methods for Electric Vehicles," *IEEE Access*, vol. 6, pp. 1832-1843, 2018.
- [97] N. Noura, L. Boulon, and S. Jemeï, "A Review of Battery State of Health Estimation Methods: Hybrid Electric Vehicle Challenges," *World Electric Vehicle Journal*, vol. 11, no. 4, p. 66, 2020.
- [98] A. Farmann and D. U. Sauer, "A comprehensive review of on-board State-of-Available-Power prediction techniques for lithium-ion batteries in electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 329, pp. 123-137, 2016/10/15/ 2016.
- [99] A. Chasse and A. Sciarretta, "Supervisory control of hybrid powertrains: An experimental benchmark of offline optimization and online energy management," *Control Engineering Practice*, vol. 19, no. 11, pp. 1253-1265, 2011/11/01/ 2011.
- [100] S. Xie, S. Qi, and K. Lang, "A Data-Driven Power Management Strategy for Plug-In Hybrid Electric Vehicles Including Optimal Battery Depth of Discharging," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 16, no. 5, pp. 3387-3396, 2020.
- [101] R. Xiong, J. Tian, H. Mu, and C. Wang, "A systematic model-based degradation behavior recognition and health monitoring method for lithium-ion batteries," *Applied Energy*, vol. 207, pp. 372-383, 2017/12/01/ 2017.
- [102] V. Pop, H. Bergveld, D. Danilov, P. Regtien, and P. Notten, *Battery Management Systems: Accurate State-of-Charge Indication for Battery-Powered Applications*. 2008.

- [103] X. Hu, F. Sun, and Y. Zou, "Comparison between two model-based algorithms for Li-ion battery SOC estimation in electric vehicles," *Simulation Modelling Practice and Theory*, vol. 34, pp. 1-11, 05/01 2013.
- [104] N. Chen, X. Hu, W. Gui, and J. Zou, "Estimation of li-ion battery state of charging and state of healthy based on unsented Kalman filtering," in *The 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC)*, 2014, pp. 4725-4729.
- [105] M. Gholizadeh and F. Salmasi, "Estimation of State of Charge, Unknown Nonlinearities, and State of Health of a Lithium-Ion Battery Based on a Comprehensive Unobservable Model," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 1335-1344, 03/01 2014.
- [106] P. Shen, M. Ouyang, L. Lu, J. Li, and X. Feng, "The Co-estimation of State of Charge, State of Health, and State of Function for Lithium-Ion Batteries in Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 1, pp. 92-103, 2018.
- [107] E. Rijanto, L. Rozaqi, A. Nugroho, and S. Kanarachos, "RLS with optimum multiple adaptive forgetting factors for SoC and SoH estimation of Li-Ion battery," in *2017 5th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)*, 2017, pp. 73-77.
- [108] H. Chaoui and S. Mandalapu, *Comparative Study of Online Open Circuit Voltage Estimation Techniques for State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries*. 2017, p. 12.
- [109] X. Hu, S. Li, and H. Peng, "A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 198, pp. 359-367, 2012/01/15/ 2012.
- [110] A. P. Schmidt, M. Bitzer, Á. W. Imre, and L. Guzzella, "Experiment-driven electrochemical modeling and systematic parameterization for a lithium-ion battery cell," *Journal of Power Sources*, vol. 195, no. 15, pp. 5071-5080, 2010/08/01/ 2010.

- [111] S. Khaleghi Rahimian, S. Rayman, and R. White, "State of Charge and Loss of Active Material Estimation of a Lithium Ion Cell under Low Earth Orbit Condition Using Kalman Filtering Approaches," *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 159, p. A860, 01/01 2012.
- [112] K. A. Smith, C. D. Rahn, and C. Y. Wang, "Model-based electrochemical estimation of lithium-ion batteries," in *2008 IEEE International Conference on Control Applications*, 2008, pp. 714-719.
- [113] X. Li and S. Y. Choe, "State-of-charge (SOC) estimation based on a reduced order electrochemical thermal model and extended Kalman filter," in *2013 American Control Conference*, 2013, pp. 1100-1105.
- [114] Y. Zhang, X. Du, and M. Salman, "Battery state estimation with a self-evolving electrochemical ageing model," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 85, pp. 178-189, 2017/02/01/ 2017.
- [115] D. Li *et al.*, "Modeling the degradation mechanisms of C6/LiFePO4 batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 375, pp. 106-117, 2018/01/31/ 2018.
- [116] W. Waag, S. Käbitz, and D. U. Sauer, "Experimental investigation of the lithium-ion battery impedance characteristic at various conditions and aging states and its influence on the application," *Applied Energy*, vol. 102, pp. 885-897, 2013/02/01/ 2013.
- [117] J. Kowal, D. Hente, and D. U. Sauer, "Model Parameterization of Nonlinear Devices Using Impedance Spectroscopy," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 58, no. 7, pp. 2343-2350, 2009.
- [118] H. Chaoui and H. Gualous, "Online parameter and state estimation of lithium-ion batteries under temperature effects," *Electric Power Systems Research*, vol. 145, pp. 73-82, 2017/04/01/ 2017.

- [119] Y. Hu and Y. Wang, "Two Time-Scaled Battery Model Identification With Application to Battery State Estimation," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 23, no. 3, pp. 1180-1188, 2015.
- [120] Z.-S. Hou and J.-X. Xu, "On Data-driven Control Theory: the State of the Art and Perspective," *Acta Automatica Sinica*, vol. 35, pp. 650-667, 07/29 2009.
- [121] A. J. Salkind, C. Fennie, P. Singh, T. Atwater, and D. E. Reisner, "Determination of state-of-charge and state-of-health of batteries by fuzzy logic methodology," *Journal of Power Sources*, vol. 80, no. 1, pp. 293-300, 1999/07/01/ 1999.
- [122] Y. Shen, "Adaptive online state-of-charge determination based on neuro-controller and neural network," *Energy Conversion and Management*, vol. 51, pp. 1093-1098, 05/01 2010.
- [123] A. M. Ali, Moulik, B., Beganovic, N., & Söfftker, D. , "A State-of-health-oriented Power Management Strategy for Multi-source Electric Vehicles Considering Situation-based Optimized Solutions in Real-time," 2019.
- [124] G. Giordano, V. Klass, M. Behm, G. Lindbergh, and J. Sjöberg, "Model-Based Lithium-Ion Battery Resistance Estimation From Electric Vehicle Operating Data," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 5, pp. 3720-3728, 2018.
- [125] S. Saxena, Y. Xing, and M. Pecht, "PHM of Li-ion Batteries: Fundamentals, Machine Learning, and the Internet of Things," 2018, pp. 349-375.
- [126] E. Meissner and G. Richter, "The challenge to the automotive battery industry: the battery has to become an increasingly integrated component within the vehicle electric power system," *Journal of Power Sources*, vol. 144, no. 2, pp. 438-460, 2005/06/15/ 2005.
- [127] M.-H. Hung, C.-H. Lin, L.-C. Lee, and C.-M. Wang, "State-of-charge and state-of-health estimation for lithium-ion batteries based on dynamic impedance technique," *Journal of Power Sources*, vol. 268, pp. 861-873, 2014/12/05/ 2014.

- [128] S. M. Rezvanizaniani, Z. Liu, Y. Chen, and J. Lee, "Review and recent advances in battery health monitoring and prognostics technologies for electric vehicle (EV) safety and mobility," *Journal of Power Sources*, vol. 256, pp. 110-124, 2014/06/15/ 2014.
- [129] J. Yang *et al.*, "State-of-health estimation for satellite batteries based on the actual operating parameters – Health indicator extraction from the discharge curves and state estimation," *Journal of Energy Storage*, vol. 31, p. 101490, 2020/10/01/ 2020.
- [130] A. Farmann, W. Waag, A. Marongiu, and D. U. Sauer, "Critical review of on-board capacity estimation techniques for lithium-ion batteries in electric and hybrid electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 281, pp. 114-130, 2015/05/01/ 2015.
- [131] X. Hu, F. Feng, K. Liu, L. Zhang, J. Xie, and B. Liu, "State estimation for advanced battery management: Key challenges and future trends," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 114, p. 109334, 2019/10/01/ 2019.
- [132] Q. Zhu, M. Xu, W. Liu, and M. Zheng, "A state of charge estimation method for lithium-ion batteries based on fractional order adaptive extended kalman filter," *Energy*, vol. 187, p. 115880, 2019/11/15/ 2019.
- [133] J. Kim and B. H. Cho, "State-of-Charge Estimation and State-of-Health Prediction of a Li-Ion Degraded Battery Based on an EKF Combined With a Per-Unit System," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 60, no. 9, pp. 4249-4260, 2011.
- [134] L. Rozaqi, E. Rijanto, and S. Kanarachos, *Comparison between RLS-GA and RLS-PSO for Li-ion battery SOC and SOH estimation: a simulation study*. 2017, p. 40.
- [135] B. De Ketelaere, H. Saelens, L. Wulteputte, and J. Anthonis, *Nozzle fault detection using recursive least squares*. 2006.
- [136] T. R. Fortescue, L. S. Kershenbaum, and B. E. Ydstie, "Implementation of self-tuning regulators with variable forgetting factors," *Automatica*, vol. 17, no. 6, pp. 831-835, 1981/11/01/ 1981.

- [137] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 1. Background," *Journal of Power Sources*, vol. 134, no. 2, pp. 252-261, 2004/08/12/ 2004.
- [138] G. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs," *Journal of Power Sources*, vol. 134, pp. 262-276, 08/12 2004.
- [139] G. L. Plett, "Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based HEV battery packs: Part 3. State and parameter estimation," *Journal of Power Sources*, vol. 134, no. 2, pp. 277-292, 2004/08/12/ 2004.
- [140] B. Ning, B. Cao, B. Wang, and Z. Zou, "Adaptive sliding mode observers for lithium-ion battery state estimation based on parameters identified online," *Energy*, vol. 153, pp. 732-742, 2018/06/15/ 2018.
- [141] G. K. Prasad and C. D. Rahn, "Model based identification of aging parameters in lithium ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 232, pp. 79-85, 2013/06/15/ 2013.
- [142] Z. Chen, C. C. Mi, Y. Fu, J. Xu, and X. Gong, "Online battery state of health estimation based on Genetic Algorithm for electric and hybrid vehicle applications," *Journal of Power Sources*, vol. 240, pp. 184-192, 2013/10/15/ 2013.
- [143] X. Li, C. Yuan, X. Li, and Z. Wang, "State of health estimation for Li-Ion battery using incremental capacity analysis and Gaussian process regression," *Energy*, vol. 190, p. 116467, 2020/01/01/ 2020.
- [144] Y. Cai, L. Yang, Z. Deng, X. Zhao, and H. Deng, "Online identification of lithium-ion battery state-of-health based on fast wavelet transform and cross D-Markov machine," *Energy*, vol. 147, pp. 621-635, 2018/03/15/ 2018.

- [145] Y. Cheng, C. Lu, T. Li, and L. Tao, "Residual lifetime prediction for lithium-ion battery based on functional principal component analysis and Bayesian approach," *Energy*, vol. 90, pp. 1983-1993, 2015/10/01/ 2015.
- [146] Y. Deng *et al.*, "Feature parameter extraction and intelligent estimation of the State-of-Health of lithium-ion batteries," *Energy*, vol. 176, pp. 91-102, 2019/06/01/ 2019.
- [147] H. Pan, Z. Lü, H. Wang, H. Wei, and L. Chen, "Novel battery state-of-health online estimation method using multiple health indicators and an extreme learning machine," *Energy*, vol. 160, pp. 466-477, 2018/10/01/ 2018.
- [148] M. Yue, S. Jemei, R. Gouriveau, and N. Zerhouni, *Review on health-conscious energy management strategies for fuel cell hybrid electric vehicles: Degradation models and strategies*. 2019.
- [149] X. Tan *et al.*, "Real-Time State-of-Health Estimation of Lithium-Ion Batteries Based on the Equivalent Internal Resistance," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 56811-56822, 2020.
- [150] P. Singh, S. Kaneria, J. Broadhead, X. Wang, and J. Burdick, "Fuzzy logic estimation of SOH of 125Ah VRLA batteries," in *INTELEC 2004. 26th Annual International Telecommunications Energy Conference*, 2004, pp. 524-531.
- [151] S. Khaleghi, Y. Firouz, J. Van Mierlo, and P. Van den Bossche, "Developing a real-time data-driven battery health diagnosis method, using time and frequency domain condition indicators," *Applied Energy*, vol. 255, p. 113813, 2019/12/01/ 2019.
- [152] Q. Yang, J. Xu, X. Li, D. Xu, and B. Cao, "State-of-health estimation of lithium-ion battery based on fractional impedance model and interval capacity," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 119, p. 105883, 2020/07/01/ 2020.
- [153] A. Eddahech, O. Briat, N. Bertrand, J.-Y. Delétage, and J.-M. Vinassa, "Behavior and state-of-health monitoring of Li-ion batteries using impedance spectroscopy and recurrent neural

- networks," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 42, no. 1, pp. 487-494, 2012/11/01/ 2012.
- [154] P. Li *et al.*, "State-of-health estimation and remaining useful life prediction for the lithium-ion battery based on a variant long short term memory neural network," *Journal of Power Sources*, vol. 459, p. 228069, 2020/05/31/ 2020.
- [155] M. Berecibar, I. Gandiaga, I. Villarreal, N. Omar, J. Van Mierlo, and P. Van den Bossche, "Critical review of state of health estimation methods of Li-ion batteries for real applications," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 572-587, 2016/04/01/ 2016.
- [156] X. Tang, Y. Wang, K. Yao, Z. He, and F. Gao, "Model migration based battery power capability evaluation considering uncertainties of temperature and aging," *Journal of Power Sources*, vol. 440, p. 227141, 2019/11/15/ 2019.
- [157] M. J. Esfandyari, V. Esfahanian, M. R. Hairi Yazdi, H. Nehzati, and O. Shekoofa, "A new approach to consider the influence of aging state on Lithium-ion battery state of power estimation for hybrid electric vehicle," *Energy*, vol. 176, pp. 505-520, 2019/06/01/ 2019.
- [158] M. J. Esfandyari, M. R. Hairi Yazdi, V. Esfahanian, M. Masih-Tehrani, H. Nehzati, and O. Shekoofa, "A hybrid model predictive and fuzzy logic based control method for state of power estimation of series-connected Lithium-ion batteries in HEVs," *Journal of Energy Storage*, vol. 24, p. 100758, 2019/08/01/ 2019.
- [159] D. J. Do Kim, "Method of estimating maximum output power of battery for hybrid electric vehicle," United states, 2006.
- [160] O. Bohlen, "Robust algorithms for a reliable battery diagnosis-managing batteries in hybrid electric vehicles," in *Proc. The 22nd International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium & Exposition, 2006*, 2006.
- [161] O. Bohlen, *Impedance-based battery monitoring*. Shaker, 2008.

- [162] C. Vacher, "Method for calculating the parameters of the power battery of an electric motor vehicle," United States, 2004.
- [163] D. Linzen, *Impedance Based Loss Calculation and Thermal Modeling of Electrochemical Energy Storage Devices for Design Considerations of Automotive Power Systems*. Shaker, 2006.
- [164] F. M. González-Longatt, "Circuit based battery models: A review," in *Proceedings of 2nd Congreso IberoAmericano De Estudiantes de Ingenieria Electrica, Puerto la Cruz, Venezuela*, 2006.
- [165] W. Waag, C. Fleischer, and D. Sauer, "Adaptive on-line prediction of the available power of lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 242, pp. 548–559, 11/01 2013.
- [166] S.-L. Wang, D.-I. Stroe, C. Fernandez, L.-Y. Xiong, Y.-C. Fan, and W. Cao, "A novel power state evaluation method for the lithium battery packs based on the improved external measurable parameter coupling model," *Journal of Cleaner Production*, vol. 242, p. 118506, 2020/01/01/2020.
- [167] P. Lin, P. Jin, J. Hong, and Z. Wang, "Battery voltage and state of power prediction based on an improved novel polarization voltage model," *Energy Reports*, vol. 6, pp. 2299-2308, 2020/11/01/2020.
- [168] L. W. Juang, P. J. Kollmeyer, T. M. Jahns, and R. D. Lorenz, "Improved nonlinear model for electrode voltage-current relationship for more consistent online battery system identification," in *2011 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition*, 2011, pp. 2628-2634.
- [169] L. W. Juang, P. J. Kollmeyer, T. M. Jahns, and R. D. Lorenz, "Improved modeling of lithium-based batteries using temperature-dependent resistance and overpotential," in *2014 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*, 2014, pp. 1-8.

- [170] X. Lai *et al.*, "Co-estimation of state of charge and state of power for lithium-ion batteries based on fractional variable-order model," *Journal of Cleaner Production*, vol. 255, p. 120203, 2020/05/10/ 2020.
- [171] J. Kim, S. Lee, and B. H. Cho, "Complementary Cooperation Algorithm Based on DEKF Combined With Pattern Recognition for SOC/Capacity Estimation and SOH Prediction," *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 27, no. 1, pp. 436-451, 2012.
- [172] Q. Wang, Y. Jiang, and Y. Lu, "State of Health Estimation for Lithium-ion Battery Based on D-UKF," *International Journal of Hybrid Information Technology*, vol. 8, pp. 55-70, 07/31 2015.
- [173] N. A. Azis, E. Joelianto, and A. Widjyotriatmo, "State of Charge (SoC) and State of Health (SoH) Estimation of Lithium-Ion Battery Using Dual Extended Kalman Filter Based on Polynomial Battery Model," in *2019 6th International Conference on Instrumentation, Control, and Automation (ICA)*, 2019, pp. 88-93.
- [174] F. Guo, G. Hu, S. Xiang, P. Zhou, R. Hong, and N. Xiong, "A multi-scale parameter adaptive method for state of charge and parameter estimation of lithium-ion batteries using dual Kalman filters," *Energy*, vol. 178, pp. 79-88, 2019/07/01/ 2019.
- [175] M. Partovibakhsh and G. Liu, "An Adaptive Unscented Kalman Filtering Approach for Online Estimation of Model Parameters and State-of-Charge of Lithium-Ion Batteries for Autonomous Mobile Robots," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 23, no. 1, pp. 357-363, 2015.
- [176] L. Shan, H. Chen, J. Luan, and J. Li, "Application of adaptive forgetting factor RLS algorithm in target tracking," in *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, 2017, pp. 1838-1843.
- [177] A. Vahidi, A. Stefanopoulou, and H. Peng, *Recursive least squares with forgetting for online estimation of vehicle mass and road grade: Theory and experiments*. 2005, pp. 31-55.

- [178] O. Tremblay and L. A. Dessaint, "Experimental validation of a battery dynamic model," *World Electr Veh J*, vol. 3, pp. 1-10, 06/26 2009.
- [179] C. Dépature *et al.*, *Energy Management in Fuel-Cell/Battery Vehicles: Key Issues Identified in the IEEE Vehicular Technology Society Motor Vehicle Challenge 2017*. 2018, pp. 1-1.
- [180] J Eichman, A Townsend, and M. Melaina, "Economic assessment of hydrogen technologies participating in California electricity markets," National Renewable Energy Laborator2016.
- [181] "Fuel cell system cost-2016," DOE Hydrogen Fuel Cells Program Record, Washington, DC, USA,2016.
- [182] H. Chen, P. Pei, and M. Song, "Lifetime prediction and the economic lifetime of Proton Exchange Membrane fuel cells," *Applied Energy*, vol. 142, pp. 154-163, 2015/03/15/ 2015.
- [183] N. Kittner, F. Lill, and D. M. Kammen, "Energy storage deployment and innovation for the clean energy transition," *Nature Energy*, vol. 2, no. 9, p. 17125, 2017/07/31 2017.
- [184] S. Ebbesen, P. Elbert, and L. Guzzella, "Battery State-of-Health Perceptive Energy Management for Hybrid Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 61, no. 7, pp. 2893-2900, 2012.
- [185] M. J. Tenny, S. J. Wright, J. B. J. C. O. Rawlings, and Applications, "Nonlinear Model Predictive Control via Feasibility-Perturbed Sequential Quadratic Programming," vol. 28, pp. 87-121, 2004.
- [186] R. Ghaemi, J. Sun, and I. V. Kolmanovsky, "An integrated perturbation analysis and Sequential Quadratic Programming approach for Model Predictive Control," *Automatica*, vol. 45, no. 10, pp. 2412-2418, 2009/10/01/ 2009.
- [187] T. Amraee, A. M. Ranjbar, and R. Feuillet, "Adaptive Under-Voltage Load Shedding Scheme using Model Predictive Control," (in English), pp. 1507-1513, 2011-07 2011.

- [188] A. Bouscayrol, J. P. Hautier and B. Lemaire Semail, "Graphic formalisms for the control of multi-physical energetic system: COG and EMR," in *Systemic Design Methodologies for Electrical Energy Systems - Analysis, Synthesis and Management*, ISTE & Wiley, 2012.