

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

THÈSE PRÉSENTÉE À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DU DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
FRANÇOIS MARTEL

GESTION OPTIMALE D'ÉNERGIE DE VÉHICULES ÉLECTRIQUES HYBRIDES
INCLUANT LA DÉGRADATION DE LEURS VECTEURS ÉNERGÉTIQUES

DÉCEMBRE 2017

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

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

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

© 2017 - *FRANÇOIS MARTEL*
TOUS DROITS RÉSERVÉS.

Gestion optimale d'énergie de véhicules électriques hybrides incluant la dégradation de leurs vecteurs énergétiques

RÉSUMÉ

Les pressions environnementales, économiques et sociales causées par les changements climatiques, l'épuisement des ressources énergétiques et la croissance de la population industrialisée rend impérative la réévaluation de notre insoutenable mode de vie. Les transports, une facette majeure de cette problématique, sont propices à une amélioration significative via des technologies efficaces de propulsion électrifiées à base de batteries lithium-ion ou de piles à combustible.

Toutefois, ces technologies émergentes demeurent confrontées à un nombre de défis, dont leur dégradation accélérée, qui représentent un obstacle majeur à leur succès commercial. Heureusement, il existe des moyens de gérer cette dégradation par l'utilisation d'outils déjà disponibles à bord de tels véhicules. Par contre, comme l'emploi de chacun de ces outils s'accompagne d'un coût, il est nécessaire d'optimiser de tels procédés afin d'en obtenir la meilleure performance possible.

Cette thèse documente la création d'un outil de gestion d'énergie optimale de véhicule électrique hybride axé autour du contrôle de la dégradation de ses vecteurs énergétiques. Par la conception d'une structure récursive articulée autour d'un algorithme d'optimisation globale, cet outil de simulation numérique rend possible l'optimisation d'un véhicule en termes de performance énergétique, économique ou de durée de vie, à court ou à long-terme, permettant une étude macroscopique adaptée à l'évolution typiquement lente de ces phénomènes.

Table des matières

1	INTRODUCTION	1
1.1	Contexte et motivation	2
1.2	Problématique de recherche	4
1.3	Objectifs	5
1.4	Méthodologie	7
1.5	Organisation	10
2	REVUE BIBLIOGRAPHIQUE	11
2.1	Véhicules électriques hybrides	12
2.2	Batteries rechargeables	18
2.3	Piles à combustible	41
2.4	Optimisation	45
2.5	Éléments complémentaires	55
2.6	Revue bibliographique condensée	56
2.7	Du même auteur	59
3	LE POIDS ÉCONOMIQUE DE LA DÉGRADATION	61
3.1	La viabilité économique de la gestion active	62
3.2	Jeter les bases de la gestion active de la dégradation	65
3.3	Article 1: Optimal economy-based battery degradation manage- ment dynamics for fuel-cell plug-in hybrid electric vehicles	67

4	AGIR EFFICACEMENT POUR DURER LONGTEMPS	83
4.1	Mesurer la dégradation à sa juste valeur	84
4.2	Une mise à jour significative	87
4.3	Article 2: Long-term assessment of economic plug-in hybrid electric vehicle battery lifetime degradation management through near optimal fuel cell load sharing	88
5	PRÉVOIR LA FIN	102
5.1	Prévenir plutôt que guérir	103
5.2	Une nouvelle corde à notre arc	107
5.3	Article 3: Preemptive degradation-induced battery replacement for hybrid electric vehicles in sustained optimal extended-range driving conditions	108
6	DISCUSSION GÉNÉRALE	120
6.1	Répondre aux grandes questions	122
6.2	Un travail de longue haleine	123
6.3	Améliorer concrètement la durée de vie des batteries	125
6.4	Une richesse dans les résultats	126
6.5	Perspectives d'avenir	128
7	CONCLUSION	136
	RÉFÉRENCES	156

Liste des Figures

2.1.1 Véhicule électrique hybride.	12
2.1.2 Architectures des VEH.	15
2.2.1 Configurations de cellules.	22
2.2.2 Performance énergétique de batteries chimiques.	23
2.2.3 Diagramme d'une batterie acide-plomb.	25
2.2.4 Diagramme d'une cellule lithium-ion.	26
2.2.5 Énergies spécifiques des cellules lithium-ion.	28
2.2.6 Marché mondial des batteries.	29
2.2.7 Principe général du circuit équivalent.	32
2.2.8 Dégradation de cellules lithium-ion.	33
2.2.9 Dégradation de batteries acide-plomb.	34
2.2.10 Nombre de cycles vs. <i>DoD</i>	37
2.2.11 Phénomène d'emballement thermique.	38
2.2.12 Système de refroidissement indirect.	39
2.3.1 Pile à combustible <i>PEM</i>	42
2.3.2 Efficacité d'un système de <i>PEMFC</i>	44
2.4.1 Optima globaux et locaux.	47
2.4.2 Diagramme de la programmation dynamique.	50
2.6.1 Véhicule expérimental Némó.	57

Liste des Tableaux

2.2.1	Parts de marché des différentes électrochimies de batteries rechargeables (2017)	30
2.4.1	Exemple de nombre d'itérations de calcul par programmation dynamique	52

CETTE THÈSE EST DÉDIÉE À TOUT MON MONDE: MA FAMILLE, MES AMIS, MA
BLONDE, CEUX ET CELLES QUI SONT LÀ AUJOURD'HUI, QUI L'ONT ÉTÉ AVANT ET
QUI LE SERONT PLUS TARD; SANS VOUS AUTRES, TOUTE CETTE FOLIE-LÀ NE VAUDRAIT
PAS LA PEINE.

Remerciements

IL EST TOUT AUSSI IMPOSSIBLE de compléter un projet de l'envergure d'un doctorat par soi-même que de lister chacune des personnes qui ont contribué à sa réussite. Malgré tout, il convient de souligner l'apport significatif des piliers les plus essentiels de l'entreprise.

Je tiens d'abord à remercier les professeurs qui ont supporté ma démarche au fil des années: Yves Dubé, mon directeur, autant pour nos échanges académiques que nos (nombreuses) discussions dans des circonstances plus festives; Souso Kelouwani, qui fut un allié sans faille durant les multiples rebondissements de mon parcours universitaire, ainsi que Kodjo Agbossou, mon co-directeur de thèse, pour la sagesse dont il fait bénéficier tout le département d'ingénierie.

Un mot particulier pour remercier mon collègue Joris Jaguemont, félin français dont les incessantes interrogations scientifiques m'ont poussé à raffiner ma maîtrise à chaque détour et qui, par son amitié infaillible, a su m'épauler autant durant les périodes d'incertitude, d'épuisement et de doute que durant nos aventures les plus mémorables.

Finalement, merci à mon infatigable partenaire de gym et de vendredi soir, J.P. Jackson, et à Fayçal Ournidi, alias Marbré, le bel homme du désert, pour votre encouragement constant, ainsi qu'à nos jeunes alliées Roxanne et Laurence pour leur soutien moral (et leur patience) une fois les heures de travail terminées.

A human being should be able to change a diaper, plan an invasion, butcher a hog, conn a ship, design a building, write a sonnet, balance accounts, build a wall, set a bone, comfort the dying, take orders, give orders, cooperate, act alone, solve equations, analyze a new problem, pitch manure, program a computer, cook a tasty meal, fight efficiently, die gallantly. Specialization is for insects.

Robert A. Heinlein

1

Introduction

DEPUIS LA NUIT DES TEMPS, l'homme survit dans son environnement grâce à son ingéniosité. Bien que nettement inférieur en termes d'attributs physiques, de capacité d'adaptation et de résilience qu'une immense part des espèces avec lesquelles il cohabite sur Terre, son unique capacité d'adapter son environnement à ses besoins, plutôt que l'inverse, par le développement d'outils toujours plus sophistiqués lui ont permis non seulement de survivre mais d'atteindre une dominance incontestée sur sa planète d'origine. Toutefois, des indices troublants, pour la première fois sérieusement observés à la fin du siècle dernier, indiquent que cette voie évolutive s'accompagne d'un lourd prix: notre planète, de toute évidence, ne parvient pas à soutenir notre consommation aujourd'hui effrénée de ses ressources [1]. Presque ironiquement, l'homme est aujourd'hui menacé par la même ingéniosité qui, bien qu'essentielle à sa survie depuis ses premiers pas, lui a permis de prospérer

bien au-delà des limites que son environnement est capable de supporter.

Toutes les sphères de l'activité humaine doivent actuellement être remises en question afin d'assurer un lendemain à notre espèce. De ces innombrables problématiques, celle des transports demeure une source majeure de dépenses énergétiques et de pollution atmosphérique sur laquelle il tarde d'agir. Bien qu'une solution idéale demeure hors de portée, les moyens techniques actuels ont le potentiel d'augmenter significativement l'efficacité des transports terrestres afin d'en réduire l'empreinte sur notre écosystème. De ces divers leviers technologiques, l'électrification des transports comme substitut aux omniprésents moteurs à combustion interne (MCI) se présente d'emblée comme le plus immédiatement applicable.

Malgré tout, dans l'attente d'une percée technologique significative, il n'existe à ce jour aucune solution de propulsion électrique unique capable de rivaliser directement avec les performances des MCI. Toutefois, il est possible de combiner judicieusement une variété de composantes électriques imparfaites à bord d'un même véhicule afin d'en extraire une solution ultimement supérieure à la somme de ses éléments individuels. Au coeur de ce nouveau paradigme, ces véhicules multi-sources, que l'on nomme véhicules électriques hybrides (VEH) [2], figurent divers vecteurs énergétiques, dont les batteries électrochimiques et les piles à combustible. Ces dispositifs issus de technologies émergentes, bien qu'offrant des performances avantageuses à certains égards bien spécifiques, s'accompagnent sans surprise d'un lot de problématiques intrinsèques au fonctionnement de chacun. Il est donc impératif de développer des outils permettant de mesurer, de prévoir et de gérer les forces et les faiblesses de chacune, individuellement et de concert, afin d'en obtenir la meilleure performance possible en tant que propulseurs de la prochaine génération de véhicules.

1.1 CONTEXTE ET MOTIVATION

L'amélioration des transports est un des principaux piliers, avec l'industrie, l'agriculture et le bâtiment [3], de la réorientation de l'activité humaine nécessaire pour éviter

le manque de ressources [4], les changements climatiques [5] et, ultimement, le bouleversement cataclysmique de notre écosystème. Cependant, l'absence d'une solution électrique unique rivalisant avec les véhicules à MCI force le développement de combinaisons de dispositifs imparfaits, l'hybridation, permettant d'obtenir un système aux caractéristiques de performance [6, 7] et de coût [8] acceptables. La vaste majorité des solutions pratiques de VEH proposées à ce jour s'appuient sur une forme d'accumulateur rechargeable [9], comme les batteries à chimie acide-plomb [10] ou lithium-ion [11]; cependant, ces dispositifs, bien qu'efficaces, ont une densité énergétique relativement peu élevée, ce qui limite grandement la portée des véhicules qui les utilisent exclusivement. Afin d'accroître l'autonomie des VEH équipés de batteries, un second vecteur énergétique est requis, souvent sous forme d'un MCI de puissance réduite. L'émergence de la technologie de piles à combustibles, dont la pile à combustible à membrane polymère électrolyte (*polymer electrolyte membrane fuel cell* ou PEMFC) alimentée à l'hydrogène, en font une alternative intéressante aux MCI pour remplir ce rôle de support secondaire de façon propre.

Toutefois, plusieurs problématiques accompagnent les systèmes à base de batteries et de piles; entre autres, leur dégradation, ou leur perte graduelle de performance menant inexorablement à leur échec à remplir leur fonction primaire de façon satisfaisante, demeure une des plus pressantes. En effet, outre les pertes en performance de conduite, en autonomie ou en durée de vie utile de leur VEH d'origine causées par cette dégradation, le fardeau économique associé à chacune en font un obstacle majeur au succès commercial de masse des VEH auprès du grand public. De plus, cette dégradation, qui est une part normale de tout dispositif électrochimique, est grandement accélérée par diverses conditions d'utilisation, comme le courant de décharge des batteries, les variations de charges des piles ou la température ambiante; des conditions, il est bon de le noter, qu'il est possible de contrôler à l'aide de systèmes disponibles à bord d'un VEH typique. Évidemment, tout effort de contrôle de cette nature s'accompagne d'un coût tant énergétique qu'économique: il apparaît donc nécessaire d'inclure ces phénomènes de détérioration à toute entreprise de gestion énergétique des différents vecteurs à bord de

ce type de véhicule si une solution optimale est escomptée.

1.2 PROBLÉMATIQUE DE RECHERCHE

Tel que mentionné ci-dessus, la dégradation des vecteurs énergétiques tels que les batteries rechargeables et les piles à combustible à bord de véhicules électriques hybrides est un frein significatif au succès commercial de ce nouveau type de véhicules. Par contre, même s'il est possible de limiter le développement de cette dégradation par diverses mesures de contrôle, chacune d'accompagne d'un coût supplémentaire. Il est donc nécessaire d'optimiser de tels systèmes de contrôle afin d'en obtenir la meilleure performance possible.

À l'heure actuelle, les VEH commercialement disponibles préconisent une gestion simplifiée basée sur l'application de règles statiques dont l'intention est de limiter l'apparition des conditions de dégradation les plus extrêmes. Une telle approche est évidemment loin de produire des résultats optimaux, tant en termes de performance énergétique, économique ou en utilisation efficace de leurs composantes. Au contraire, plusieurs indices indiquent une sous-utilisation des composantes énergétiques, comme l'emploi de batteries systématiquement surdimensionnés de façon à en extraire une plage d'utilisation adéquate en dépit des règles statiques qui contraignent leur fonctionnement. Les vecteurs énergétiques secondaires, tels que les MCI ou les PEMFC, sont tout aussi sous-utilisés et relégués à des interventions ponctuelles visant à supporter les règles statiques qui régissent les batteries.

La recherche actuellement disponible sur le sujet demeure limitée. Tout d'abord, il faut noter que la majorité des batteries de VEH et des piles à combustibles, en leur qualité de technologies émergentes, ne sont toujours pas comprises et caractérisées dans leur entièreté. Par conséquent, leur dégradation, elle-même un centre d'intérêt relativement nouveau à l'échelle des problématiques qu'elle engendre dans les VEH, en dépit de ses causes physiques relativement bien cernées, demeure décrite de façon incomplète par les outils prédictifs actuels.

La gestion d'énergie à bord de VEH multi-sources, étant donné le caractère ré-

cent de leur développement, est également un domaine immature de recherche. Bien qu'il demeure un domaine recevant beaucoup d'attention, la plupart des solutions proposées ont un objectif spécifique, comme l'extension d'autonomie, l'économie de carburant ou la performance de conduite où la dégradation n'est pas considérée ou reléguée au second plan comme effet secondaire d'un objectif principal. D'entre toutes, seulement une poignée avancent une proposition incluant une optimisation globale des flux d'énergie à bord du véhicule,

Il va de soi que la combinaison des deux problématiques, soit la gestion optimale d'énergie de VEH axée sur le contrôle de la dégradation de leurs vecteurs énergétiques, est un domaine toujours très peu exploré par la recherche. Bien qu'il existe quelques études pertinentes sur le sujet [12], celles-ci sont presque universellement conduites sur de très courtes périodes de temps plus aisément abordables par les outils prédictifs et les algorithmes d'optimisation habituels. De plus, celles-ci et n'incluent typiquement qu'un seul des vecteurs énergétiques à bord du véhicule dans leur évaluation de la dégradation, en plus de ne considérer l'effet que d'un nombre unitaire ou très restreint de mécanismes de stress, comme la température ou le cyclage, sur cette unique composante.

1.3 OBJECTIFS

L'objectif principal de cette recherche vise à combler plusieurs lacunes dans la littérature scientifique actuelle concernant la gestion de la dégradation de VEH et de développer des outils prédictifs capables de rendre accessible l'exploration des dynamiques qui apparaissent lorsque la gestion d'énergie optimale d'un véhicule électrique hybride inclut les phénomènes de dégradation de ses vecteurs énergétiques. Cette gestion d'énergie sera optimisée afin d'obtenir un coût minimal d'opération de VEH considérant simultanément les dépenses énergétiques en carburant et en énergie de recharge extraite du réseau public ainsi que les pertes générées par la dégradation de ses batteries et sa pile à combustible, toutes deux fortement influencées par leurs conditions d'utilisation. Vu le développement typiquement lent des phénomènes de vieillissement en jeu, l'échelle de temps incluse à l'étude devra

être représentative de leur réalité et être conduite jusqu'à leur conclusion.

Étant donné les difficultés intrinsèques à ce type d'étude, dont l'échelle de temps considérable durant laquelle ces phénomènes évoluent, la sensibilité aux diverses conditions environnementales des facteurs de stress liés au problème et l'investissement matériel considérable requis pour les travaux expérimentaux à cette échelle, la majeure partie du travail sera réalisée en environnement de simulation. Dans le même ordre d'idées, l'approche proposée sera axée sur la production d'études à échelle macroscopique conduites sur des jours et des années plutôt que des minutes et des secondes, bien que de tels résultats seront également disponibles. De plus, l'ensemble des études seront réalisées sur une base de performance économique afin de produire des résultats à la fois aisément interprétables, cohérents avec l'approche macroscopique et propices à la réalisation d'analyses comparatives.

L'originalité de ce projet de recherche par rapport aux efforts proposés par la littérature s'affiche donc sur plusieurs fronts. Tout d'abord, sa réalisation requiert la construction de modèles prédictifs de dégradation de diverses composantes, en l'occurrence les batteries électrochimiques ainsi qu'une pile à combustible PEM. Afin d'être conséquent avec les conditions d'utilisation typiques à bord d'un VEH, ces modèles devront inclure un amalgame de mécanismes de stress combinés, comme la profondeur de décharge, le courant, la température et le temps d'entreposage des batteries et les cycles de changement de charge des PEMFC, ce qui en soit est peu fréquent. Ces différents modèles prédictifs seront combinés avec une représentation classique de VEH dont les échanges d'énergie seront optimisés de façon globale et entière par l'entremise d'un algorithme spécialement conçu à cette fin. Ces flux d'énergie seront optimisés non seulement dans l'objectif de propulser efficacement le véhicule, mais pourront être dirigés afin d'alimenter différents mécanismes de contrôle actif de la dégradation des composantes du VEH si une telle intervention s'avère avantageuse. Afin de faciliter l'interprétation de cette gestion multiphysique conduite sur plusieurs échelles disparates, l'optimisation sera centrée autour de critères de performance économiques, présentant ainsi une base comparative commune à tous les phénomènes en jeu en plus de produire des résultats qui se justifient d'eux-mêmes. Finalement, cette gestion économique optimale d'énergie

de VEH sera conduite sur une échelle de temps représentative des phénomènes de dégradation, dont l'évolution est typiquement très lente; ainsi, les études proposées prendront en considération plusieurs années d'opération du véhicule, optimisées dans leur entièreté.

En bref, les objectifs spécifiques nécessaires à l'atteinte de l'objectif principal par cette thèse sont les suivants:

1. Concevoir un modèle prédictif de dégradation de batteries et de pile à combustible incluant une large gamme de facteurs de stress simultanés afin de représenter les conditions à bord d'un VEH le plus fidèlement possible.
2. Construire un algorithme d'optimisation suffisamment flexible pour inclure un large éventail de variables multi-physiques avec des moyens matériels limités.
3. Inclure plus d'un vecteur énergétique de VEH simultanément aux études d'optimisation centrées autour de la gestion de dégradation de ceux-ci.
4. Créer une structure permettant d'optimiser le problème multi-variables sur une très large échelle de temps représentative des phénomènes typiques de dégradation.
5. Produire des résultats pertinents et inédits à partir de l'application de la méthode développée.
6. Soumettre la méthode et les résultats obtenus à l'approbation de la communauté scientifique internationale par la publication de ceux-ci dans des journaux scientifiques de haut calibre.

1.4 MÉTHODOLOGIE

En raison des difficultés spécifiques à l'étude des phénomènes de dégradation à bord des VEH, principalement l'échelle de temps très longue durant laquelle ceux-ci se développent, la complexité associée à la caractérisation expérimentale de

cette dégradation en environnement de laboratoire, pour ne rien dire de celle qui se manifeste en conditions réelles, et les coûts matériels d'acquisition d'une plateforme de VEH instrumentée à cette fin, le travail concret de cette thèse sera réalisé en environnement de simulation numérique. Lorsque pertinent, une caractérisation expérimentale permettra de paramétrer des modèles très spécifiques, notamment le comportement électrique et la dégradation des batteries; le cas échéant, la littérature scientifique actuelle regorge de modèles et de paramètres expérimentalement validés de chacune des composantes visées par le travail, si bien qu'à bien des égards, l'intérêt de déployer des efforts significatifs pour reproduire ces derniers nous-mêmes est difficilement justifiable.

Le travail de modélisation numérique sera suivi par le développement d'une structure algorithmique adaptée à l'échelle de temps et au caractère multi-physique du problème. Dans le même ordre d'idées que le processus de modélisation, celle-ci sera centrée sur l'obtention de résultats en environnement de simulation, dits *offline*; l'application directe à des systèmes physiques, dite *online*, requiert des outils entièrement différents de ceux construits ici. Toutefois, cette contrainte numérique rend possible l'application de techniques d'optimisation dont l'optimalité globale des résultats est garantie par définition: une preuve qu'il est impossible d'obtenir par les méthodes *online* dont les résultats, bien qu'excellents lorsque correctement générés, sont basés sur des approximations et sont propices à la convergence vers des optima locaux plutôt que globaux.

Cette structure optimale et ces modèles complexes seront finalement exploités afin d'en obtenir des résultats explorant les dynamiques de gestion d'énergie de VEH axée sur la dégradation, conformément à notre objectif principal. La validité des techniques et des modèles proposés ainsi que la pertinence des résultats produits seront mises à l'épreuve par la rédaction d'une série d'articles scientifiques détaillant chacun de ces processus et leurs conclusions. Ces articles seront soumis à un rigoureux processus d'évaluation visant leur publication dans divers journaux scientifiques de calibre international, affirmant ainsi la pertinence scientifique du travail à travers les nombreuses étapes du protocole de révision par des pairs oeuvrant dans les domaines de recherche directement liés à nos thèmes.

Des multiples articles de journaux et de conférence produits durant la réalisation des travaux, trois (3) furent sélectionnés afin de supporter cette thèse doctorale en raison de leurs thèmes principaux qui, une fois assemblés, présentent une suite logique et cohérente entre les différents aspects du travail proposé:

Les étapes spécifiques menant à la complétion de cette thèse sont donc les suivantes:

1. Réaliser une revue bibliographique exhaustive afin d'établir l'état de l'art sur les différents thèmes abordés par la thèse:
 - Modélisation de véhicules électriques hybrides et du comportement physique de leurs composantes (architecture, électronique de puissance, moteur, batteries, piles à combustible, etc.).
 - Dégradation de batteries rechargeables de différentes technologies (acide-plomb et lithium-ion).
 - Mécanismes de dégradation spécifiques aux PEMFC.
 - Optimisation numérique dans l'objectif d'une application à la gestion optimale d'énergie de VEH.
 - Revue des études existantes abordant une thématique similaire.
2. Compléter la modélisation numérique des composantes de VEH ainsi que les modèles combinés de dégradation des vecteurs énergétiques à l'étude.
3. Valider expérimentalement le maximum de composantes du VEH avec les moyens disponibles; le cas échéant, explorer la littérature scientifique disponible afin de trouver des paramètres représentatifs des composantes émulées.
4. Construire et appliquer un algorithme d'optimisation globale adapté aux besoins du problème, incluant une structure algorithmique capable d'aborder l'échelle de temps requise.
5. Produire des résultats significatifs par l'application de la structure optimale sur les modèles de VEH et de dégradation tels que conçus et proposés par ce travail.

6. Publication d'une série d'articles scientifiques dans des journaux de calibre international couvrant les thèmes de recherche de cette thèse.
7. Rédaction de la thèse de doctorat incluant 3 des articles publiés dans des journaux scientifiques pertinents.

1.5 ORGANISATION

Cette thèse est organisée comme suit: le chapitre actuel trace le contexte, formule les objectifs et propose la méthodologie générale qui ont guidé la réalisation du travail doctoral. Le Chapitre 2 présente une revue bibliographique détaillée des principales avenues de recherche pertinentes à la thèse. Les Chapitres 3, 4 et 5, pour leur part, proposent le coeur du contenu de la thèse en trois articles scientifiques publiés dans des journaux spécialisés du domaine de recherche: le premier explore l'influence des fluctuations économiques sur la gestion optimale de la dégradation à bord de VEH, le second conduit une étude sur le développement de la dégradation sur plusieurs années, à l'échelle typique où se manifestent ces phénomènes, et le dernier rehausse le défi en ajoutant une extension significative de l'autonomie du VEH à l'étude, ce qui précipite sa dégradation et donne naissance au concept d'une intervention de remplacement préventive des batteries pour contrer l'escalade des coûts d'opération résultante. Finalement, le Chapitre 6 offre une discussion sur l'ensemble des résultats rassemblés par les différents articles ainsi que sur les diverses avenues par lesquelles le projet proposé peut potentiellement être bonifié, alors que le Chapitre 7 conclut la thèse par quelques réflexions pertinentes sur les objectifs atteints durant sa complétion.

Everything you read on the internet is true.

Abraham Lincoln

2

Revue bibliographique

COMME LE DIT SI BIEN LE PROVERBE, celui qui ne connaît pas l'histoire est condamné à la répéter. Évidemment, bien que cette déclaration puisse sembler un peu dramatique, il n'en est pas moins vrai qu'une revue documentaire exhaustive d'un domaine de recherche est nécessaire si on espère de repousser les limites de celui-ci. Cette section présente le résultat de cette revue qui, maintes fois répétée au cours de la réalisation de la thèse, tente tant bien que mal d'établir l'état de l'art d'un domaine en constante et rapide évolution. À noter que cette revue a l'objectif d'établir un état de l'art à portée générale afin de soutenir l'intérêt du lecteur; la matière plus pointue telle que les modèles numériques et les descriptions mathématiques sont présentées en profondeur dans les articles inclus aux Chapitres 3, 4 et 5.

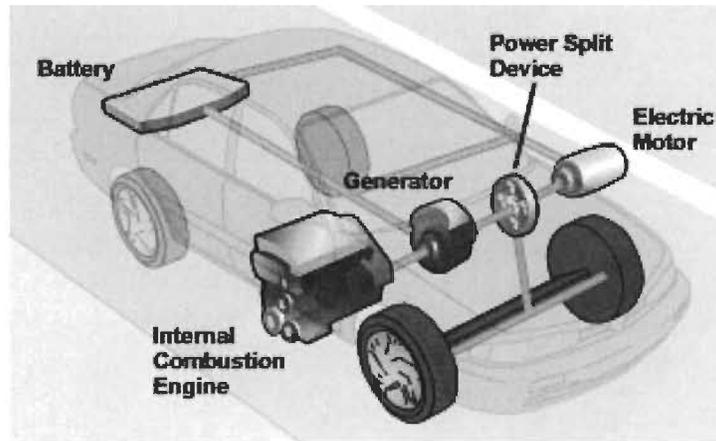


Figure 2.1.1: Diagramme général d'un véhicule électrique hybride à architecture série-parallèle.

2.1 VÉHICULES ÉLECTRIQUES HYBRIDES

Les véhicules électriques hybrides (VEH) (Fig. 2.1.1) sont un développement né des limitations technologiques qui contraignent les performances des véhicules électriques (VE). En effet, dans l'attente de solutions purement électriques de VE capables de rivaliser directement avec les moteurs à combustion interne (MCI) en termes de puissance [13], d'autonomie [14], de durée de vie [15] et de coût [16], la combinaison de vecteurs énergétiques hétérogènes au rendement adéquat selon certains aspects mais insatisfaisants dans d'autres dans l'objectif d'obtenir une solution supérieure à la somme de ses parties se présente comme une avenue de rechange prometteuse. La flexibilité des transports électrifiés donne également naissance à des concepts impossibles à réaliser avec des MCI, comme par exemple le freinage régénératif [17] ou la recharge par branchement au réseau public [18], qui offrent un potentiel significatif d'améliorer l'efficacité de ces nouveaux systèmes. Afin d'exploiter cette flexibilité d'échanges énergétiques à bord d'un même véhicule, leur architecture inclut typiquement une forme d'accumulateur électrique, comme les batteries électrochimiques rechargeables ou les supercondensateurs, associée à une ou plusieurs composantes énergétiques de nature différente.

Une large variété de combinaisons est proposée, incluant de multiples permutations de systèmes à base d'une vaste gamme de chimies de batteries, comme les populaires lithium-ion [19], nickel-cadmium, hydrures métalliques ou les vénérables acide-plomb [20], de supercondensateurs [21], de piles à combustible de toutes technologies, comme les piles à membrane polymère électrolyte (PEMFC) alimentées à l'hydrogène [22], les piles à oxyde solide (SOFC) [23], les MCI de différentes puissances et dans différents rôles [24] de même que des solutions plus exotiques, comme l'air comprimé [25] ou les moteurs Stirling [26]. Évidemment, l'objectif premier de ces nouvelles classes de véhicules est de supplanter les MCI polluant et les problématiques liées à l'exploitation des combustibles fossiles, donc les solutions proposées privilégient cette panoplie de technologies émergentes et font usage d'un moteur électrique capable d'assister ou d'assumer complètement la propulsion du véhicule. Par contre, de par leur état immature de développement, ces dispositifs s'accompagnent souvent d'un lot de problématiques, comme le stockage du carburant et les infrastructures de distribution [27], le coût élevé [28] et les normes de sécurité [29], pour ne nommer que ceux-là, dont l'exploration exhaustive sort du cadre proposé par cette recherche.

La particularité de chacun de ces vecteurs énergétiques, tel que mentionné ci-dessus, est d'offrir une bonne performance spécifique dans une des facettes requises par l'opération d'un véhicule mais de faillir sur d'autres aspects tout aussi critiques. Par exemple, une batterie au lithium-ion offre une bonne densité de puissance, essentielle aux fortes accélérations, mais une basse densité d'énergie [30], limitant l'autonomie des véhicules électriques à batterie (VEB) à quelques dizaines de kilomètres [31]. À l'inverse, une pile à combustible PEM est très sensible aux changements brusques de puissance, donc inadéquate pour propulser un véhicule rapidement, mais peut fournir autant d'énergie que peut en contenir son réservoir de carburant [32]. Par conséquent, un VEH de bonne conception utilisant batteries et pile saura manipuler judicieusement le partage de puissance entre ces deux composantes afin d'en obtenir à la fois une bonne performance de conduite et une autonomie prolongée.

2.1.1 DEGRÉS D'HYBRIDATION

D'entrée de jeu, le terme *hybride* appliqué aux véhicules électrifiés ne décrit pas universellement les différentes évolutions et variations du concept de base apparues au cours des dernières années. Ainsi, on classe souvent les VEH selon leur degré relatif d'hybridation électrique d'après la nomenclature suivante [33]:

- **Micro hybrides:** l'ajout d'un moteur électrique de faible capacité assiste ponctuellement un MCI pleine puissance existant, par exemple au moment du démarrage ou après un arrêt complet. La propulsion est soutenue par le MCI.
- **Hybrides légers:** similaire aux micro hybrides, mais utilisant des composantes électriques plus puissances permettant une assistance au MCI lors de la propulsion. Permettent de réduire la dépense de carburant d'environ 20-30% vs. un système sans assistance.
- **Hybrides complets:** incluent un système électrique important capable de propulser le véhicule de façon autonome, mais toujours dépendant d'un MCI pour les fortes accélérations et une longue autonomie. Diminuent la consommation de carburant du MCI d'environ 40-45%.
- **VEH rechargeables:** aussi appelés les VEH *plug-in*, ces véhicules incluent un système de branchement à un réseau électrique externe pour recharger directement le pack de batteries du véhicule. Typiquement pourvus de batteries et d'un système électrique pleine puissance capable de propulser le VEH de façon autonome sur une plus longue distance, requièrent un MCI de dimension réduite utilisé pour assister l'architecture électrique principale. Les véhicules représentés dans cette étude s'inscrivent dans cette catégorie.

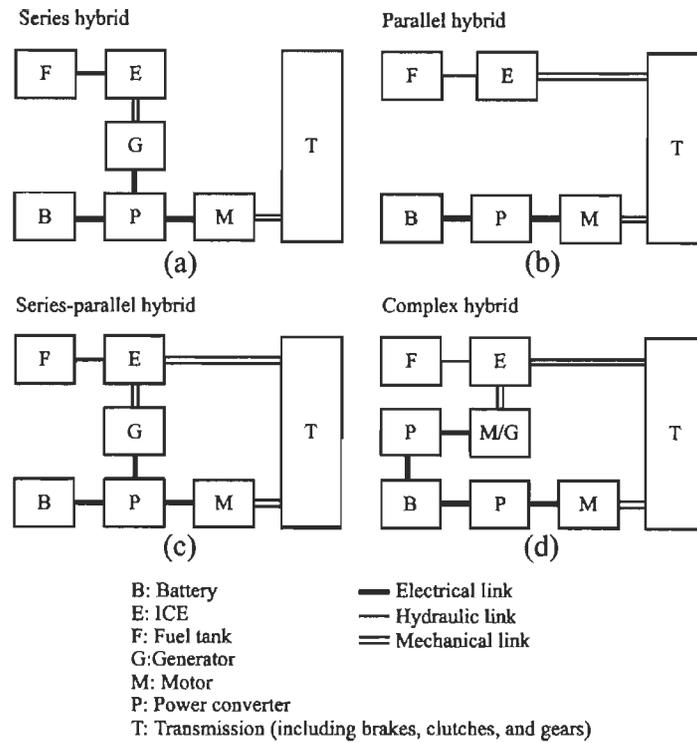


Figure 2.1.2: Architectures générales de véhicules électriques hybrides: série (a), parallèle (b), série-parallèle (c) et complexe (d) [2].

2.1.2 ARCHITECTURES

Peu importe la nature des vecteurs énergétiques à bord d'un VEH, chacun remplit un rôle spécifique défini relativement aux autres composantes énergétiques avec lesquels il coopère: cette relation entre composantes se nomme *architecture*. Bien qu'un grand nombre de permutations sont possibles, les architectures les plus communes sont classifiées selon certains archétypes généraux [2] construits autour des flux de puissance relatifs aux roue du véhicule tel qu'illustrés par la Fig. 2.1.2.

SÉRIE

L'architecture en série d'un VEH signifie que celui-ci inclut une unique voie de transmission de puissance mécanique aux roues du véhicule alimentée par au moins deux sources d'énergie électrique contenues à bord et placées en amont, comme le montre la Fig. 2.1.2 (a). L'exemple cité ci-dessus est l'un des plus communs: celui d'un VEH dont l'unique moteur électrique est alimenté en énergie par une banque de batteries rechargeables ainsi que par une génératrice MCI [34]. Ceci en fait une des configurations les plus simples à exécuter en raison du nombre réduit de composantes mécaniques complexes de son architecture. De plus, cette opération utilisant un moteur unique est en plusieurs points similaires aux véhicules classiques à MCI, leur permettant de bénéficier en grande partie des infrastructures solidement établies de l'industrie actuelle. Dans le même ordre d'idées, la puissance dirigée au moteur et directement aux roues est située en amont de celui-ci et donc de nature entièrement électrique, ce qui rend son contrôle relativement simple, précis et réactif en raison de l'électronique de puissance nécessaire à ce type d'interface [35]. Les VEH à l'étude dans cette thèse utilisent tous deux une architecture de type série.

PARALLÈLE

L'attribut principal d'une architecture parallèle est que plus d'une source de couple mécanique est capable d'agir directement sur la propulsion du véhicule. Un exemple de ce type de structure, tel qu'illustré à la Fig. 2.1.2 (b), serait un VEH incluant à la fois un moteur MCI et un moteur électrique tous deux connectés mécaniquement à la transmission du véhicule, le premier alimenté à l'essence et le second par une banque de batteries. La présence d'une multiplicité d'éléments moteurs de l'architecture parallèle, en plus des composantes mécaniques requises afin de transmettre leur puissance aux roues, en font une solution généralement plus coûteuse que leur penchant en série. Le contrôle de telles structures est également plus complexe, requérant des systèmes de contrôle pour chacune des composantes motrices, souvent à la fois en amont (au niveau électrique et/ou de l'alimentation

en carburant) et en aval (lors du partage de charge à même la transmission mécanique) de chacune. Par contre, la pluralité de méthodes de contrôle de ce type de structure a l'avantage d'offrir une flexibilité incomparable aux concepteurs de véhicules [36] en plus d'élargir énormément les possibilités offertes par le dimensionnement des différentes composantes énergétique et motrices à bord [37].

SÉRIE-PARALLÈLE

Comme sa représentation à la Fig. 2.1.2 (c) l'indique, la configuration série-parallèle est un hybride des deux premières architectures qui inclut les mécanismes propres aux deux systèmes simultanément. Un véhicule série-parallèle ajoute donc une troisième dimension au contrôle du VEH qui inclut déjà les flux en amont (électrique/carburant) et en aval (transmission) de la propulsion: la possibilité de varier sa distribution de charge mécanique/électrique selon les conditions d'utilisation du véhicule [38]. Ce contrôle n'est pas nécessairement binaire mais peut être flexible. Par conséquent, un VEH ainsi conçu pourra, par exemple, opérer en mode complètement électrique lorsque ses batteries sont suffisamment chargées, recharger celles-ci via une génératrice liée au MCI lorsque leur état de charge diminue, assister le moteur électrique via l'énergie de la génératrice lors de conduite modérée ou encore engager moteur électrique et MCI de concert directement à la transmission mécanique, en tout ou en partie, afin de répondre aux demandes d'accélération du véhicule. Bref, l'ajout d'un degré de liberté supplémentaire augmente la flexibilité du système tant au niveau du dimensionnement de ses composantes qu'au partage des charges, mais cette dimension complexifie son opération [39]. L'optimisation de telles structures est évidemment difficile à aborder, ce qui explique que de nombreux VEH de ce type s'appuient sur des commandes à base de règles statiques, ou "modes" d'opération, qui dictent la priorité d'utilisation de chaque composante selon des conditions simples comme l'état de charge des batteries [40].

COMPLEXE

La configuration dite complexe englobe toute architecture qui diffère des archétypes principaux mentionnés ci-dessus. Ce type de structure peut par exemple se manifester lors de l'ajout de composantes supplémentaires au concept de base de véhicules hybride [41]. Par exemple, la Fig. 2.1.2 (d) illustre une variante de structure série-parallèle où une composante d'électronique de puissance supplémentaire fut ajoutée à l'interface entre les batteries et la génératrice. Cette configuration permet donc à la fois au MCI de recharger les batteries mais également aux batteries d'utiliser la génératrice comme moteur, fournissant un appui mécanique au MCI. À ce stade, les configurations possibles ne sont limitées que par l'imagination des concepteurs de VEH, mais il va de soi que chaque degré de complexité supplémentaire s'accompagne d'un coût matériel, d'une charge de contrôle ainsi que d'une gamme d'avantages et d'inconvénients dont la démonstration reste à faire.

2.2 BATTERIES RECHARGEABLES

Les batteries électrochimiques rechargeables, aussi appelées batteries secondaires, occupent une place centrale au coeur de la majorité des architectures de VEH en raison de leur capacité à agir en tant qu'accumulateurs d'énergie efficaces [42]. Ce rôle rend d'abord faisable certains mécanismes avantageux comme le freinage régénératif et la recharge économique par le réseau public [43]. De plus, celles-ci présentent une densité de puissance appréciable, essentielle aux accélérations soudaines typiques à la conduite et qui les rend capables d'absorber les pics de puissance dommageables aux composantes plus sensibles des systèmes électriques [23]. Elles possèdent malgré tout une densité énergétique suffisante à la création de VEB compétitifs bien que limités en autonomie [44].

2.2.1 CONCEPTS ET DÉFINITIONS

Plusieurs concepts et définitions de base spécifiques à l'étude des batteries rechargeables seront appliqués lors de cette étude; afin d'alléger le texte, les principales définitions sont regroupées dans la liste ci-dessous [45].

- *Batterie*: accumulateur électrochimique capable de convertir de l'énergie sous forme chimique en énergie électrique. Les batteries dites *primaires* contiennent une certaine énergie propre à leur composition chimique au moment de leur assemblage; leurs réactions sont irréversibles, donc une fois cette énergie extraite sous forme électrique, la batterie est "vide" et doit être remplacée. Les batteries *secondaires* s'appuient sur des réactions réversibles, donc peuvent produire un courant électrique lorsque connectées à une charge externe et accumuler chimiquement une partie de l'énergie électrique lorsque celle-ci leur est imposée de l'extérieur.
- *Cellule*: composante de base d'une batterie, réduite à son plus simple élément. La tension d'une cellule est dictée par sa chimie alors que sa capacité est une fonction de sa construction: une cellule contenant plus de matière active aura donc plus de capacité à emmagasiner de l'énergie, mais sa tension nominale sera la même.
- *Pack*: assemblage de plusieurs cellules afin d'obtenir un accumulateur d'énergie adapté à la tâche qui lui est destinée. La connexion de plusieurs cellules électriquement en série produira un pack de tension égale à la somme ces cellules dans la chaîne mais à capacité égale à celle d'une cellule individuelle, alors que la connexion en parallèle de cellules produira un pack à tension cellulaire mais dont la capacité est la somme de celle des cellules en jeu (Fig. 2.2.1).
- *Capacité*: mesure de l'énergie chimique qu'une cellule peut emmagasiner, typiquement mesuré en ampères-heures (*Ah*) pour des cellules individuelles ou en kilowatts-heures (*kWh*) pour des packs/systèmes de plus grandes

dimensions dans leur ensemble. À noter que cette valeur fluctue significativement selon les conditions d'opération de la cellule, comme le courant de décharge ou la température [46].

- *Décharge*: action d'extraire du courant électrique d'une cellule, abaissant ainsi son état de charge (*SoC*) partiellement ou jusqu'à son état complètement vide de 0% [47].
- *Charge/Recharge*: imposition d'un courant externe aux bornes d'une cellule, rétablissant ainsi son état de charge *SoC* partiellement ou jusqu'à capacité de 100%.
- *État de charge*: aussi appelé *state-of-charge (SoC)*, représente la fraction de la capacité totale d'une cellule disponible en énergie au moment de la lecture. Par exemple, une cellule de capacité nominale de 10 Ah ayant déchargé 2 Ah aura un *SoC* de 80%. Cette mesure est particulièrement difficile à obtenir de façon stable et précise en environnement réel et fait l'objet d'un domaine de recherche à part entière [48]; les lectures approximatives rencontrées en pratique sont typiquement tirées d'une relation linéaire à partir d'une lecture de tension de la cellule [49].
- *Profondeur de décharge*: aussi appelé *depth-of-discharge (DoD)*, représente la fraction de l'état de charge d'une cellule ou d'un pack dépensée avant de procéder à sa recharge [50]. Terme préféré pour les mesures de dégradation, représente l'inverse du *SoC*: ainsi, une cellule complètement déchargée aura une profondeur de décharge de 100%.
- *Dégradation*: perte graduelle de performance d'une cellule. Causée par une multitude de phénomènes chimiques et physiques parfois complexes et interreliés, hautement dépendants d'autant de facteurs de stress divers tels que la température, le courant ou la vibration. La dégradation entraîne des pertes de capacité, de tension et augmente la résistance interne d'une cellule, jusqu'à l'atteinte d'un état terminal appelé fin de vie (*EoL*, voir ci-dessous).

Porte plusieurs appellations alternatives telles que vieillissement, âge, usure, cycle de vie, durée de vie ou état de santé, selon le contexte [51].

- *Durée de vie*: période durant laquelle une cellule ou un pack demeure capable de remplir son rôle d'accumulateur énergétique de façon satisfaisante vis-à-vis ses performances initiales [52]. Se termine lors de l'atteinte de conditions *EoL*.
- *Fin de vie*: condition à laquelle une cellule est évaluée comme inapte à remplir son rôle d'accumulateur électrochimique de façon satisfaisante et doit être remplacée, aussi appelée *End-of-Life (EoL)*. Une convention née de l'industrie prescrit qu'une cellule atteint sa fin de vie une fois que celle-ci ne peut emmagasiner plus de 80% de sa capacité initiale (neuve) après une pleine recharge [53]. À noter que cette perte de capacité n'est qu'une mesure approximative pour mesurer la santé d'une cellule; une cellule utilisée au-delà de ce seuil présentera également des pertes significatives de performance autres qu'en simple capacité (tension, puissance, résistance interne, etc.) mais pourra tout de même être utile dans des rôles moins exigeants durant une certaine période [28, 54].
- *Cyclage*: facteur de stress majeur conduisant à la dégradation des cellules, mesuré en comptabilisant le nombre et la profondeur (*DoD*) des événements de décharge d'une cellule suivis d'une recharge, appelés des *cycles* [55]. Souvent considéré à tort comme responsable de la dégradation totale d'une cellule, vu l'influence relative de celui-ci et sa simplicité, qui en a fait la mesure standard de l'industrie.
- *Vieillessement calendaire*: dégradation née des réactions parasites à l'intérieur d'une cellule qui continuent de prendre place lorsque la cellule est inutilisée. Conduite sur une longue période de temps et dont l'influence est particulièrement évidente en conditions d'entreposage, d'où l'appellation née de *calendrier* en référence au temps qui passe [56].

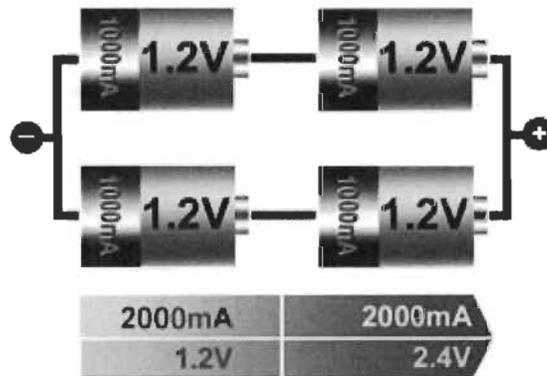


Figure 2.2.1: Exemple de connexions série-parallèle de cellules électrochimiques afin d'obtenir un pack de caractéristiques spécifiques.

2.2.2 TECHNOLOGIES

Le domaine des batteries électrochimiques est en plein essor. Propulsé par le développement effréné des appareils électroniques portables omniprésents dans notre société, cette technologie de pointe profite d'un cycle d'évolution accéléré dont bénéficie l'électrification des transports. Par contre, l'énergie déployée par l'ensemble de joueurs académiques et industriels résulte en un rythme de développement qui génère constamment de nouvelles solutions. Bref, il est peu pratique de résumer ici chacune d'entre elles; pour cette raison, seules les plus pertinentes au travail en cours seront abordées. Malgré tout, le lecteur intéressé trouvera un comparatif général des performances énergétiques des technologies principales de batteries modernes à la Fig. 2.2.2.

Selon diverses sources, on note 8 facettes principales par lesquelles il est possible de qualifier effectivement la performance d'une batterie électrochimique [57]:

- **Énergie spécifique:** la capacité d'une batterie à accumuler et à fournir de l'énergie électrique. Inclut dans une certaine mesure l'autodécharge typique des batteries lorsque entreposées durant de longues périodes.
- **Puissance spécifique:** la capacité d'une batterie à fournir de l'énergie rapi-

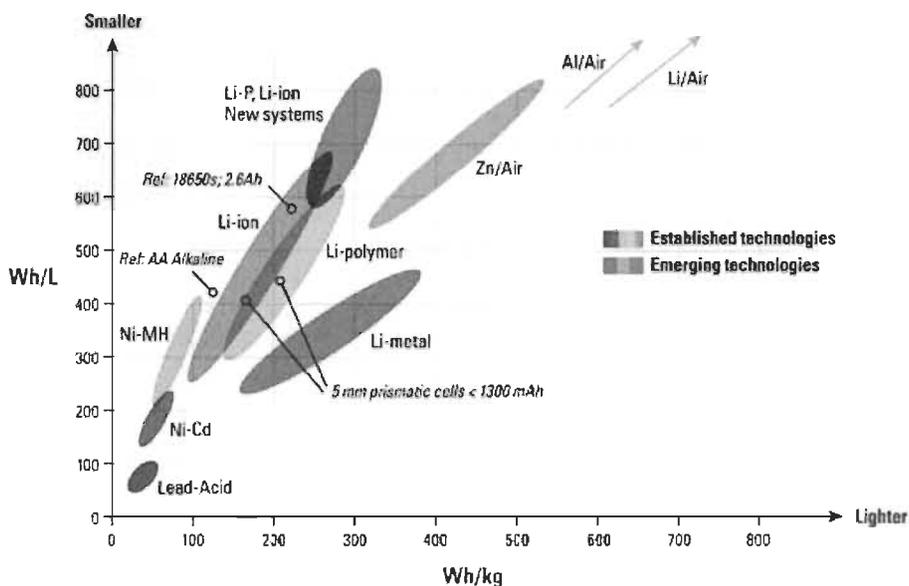


Figure 2.2.2: Performance énergétique des technologies de batteries électrochimiques les plus communes.

dement et intensément. Indique une capacité à soutenir des charges électriques intenses.

- **Coût:** le prix de fabrication d'une cellule. Affecté par les aléas du marché, les matériaux, le processus de fabrication, de distribution et de recyclage, le contrôle qualité, le volume de production, l'équilibrage des cellules, etc.
- **Durée de vie:** la durée utile d'une batterie avant que ses performances se dégradent au-delà de sa capacité à remplir son rôle désigné de façon satisfaisante. Particulièrement critique au domaine des VEH en raison du coût élevé du large pack de batteries requis. Affectée en partie par la construction des cellules mais également très sensible aux conditions d'utilisation de celles-ci comme leur température, la charge de courant auxquelles elles sont soumises et leur niveau de décharge en cours d'utilisation. Constitue le thème central de cette thèse.
- **Sécurité:** le danger potentiel d'utilisation d'une batterie. Intrinsèque à la

conception et à la chimie même des cellules en raison de la réactivité élevée de ses composantes. Une batterie se doit d'être sécuritaire autant lors de son utilisation normale que lorsque endommagée ou surchargée. Les batteries lithium-ion requièrent des circuits de sécurité afin d'assister leur recharge/décharge.

- **Plage d'opération:** la capacité d'une batterie à opérer dans différentes conditions d'utilisation. Les basses ou hautes températures peuvent limiter la performance ou endommager certaines cellules.
- **Toxicité:** présence de composantes toxiques et/ou non recyclables. Les métaux toxiques comme le cadmium sont bannis de plusieurs pays et le plomb est en voie de l'être, mais demeure accessible devant l'impossibilité de remplacer les batteries acide-plomb omniprésentes par une solution à prix comparable.
- **Vitesse de recharge:** la facilité et la vitesse avec laquelle une cellule absorbe de l'énergie. Un haut courant de recharge peut accélérer ce processus pour certaines chimies mais entraîne des dommages. Essentiel pour les VEH afin de simplifier leur application pratique.

BATTERIES ACIDE-PLOMB

La technologie acide-plomb dans sa forme actuelle (Fig. 2.2.3) fut initialement proposée il y a plus de 150 ans par le physicien français Gaston Planté [58], ce qui en fait la première chimie de batterie rechargeable commercialement viable. Par conséquent, cette technologie de base et l'infrastructure qui l'entoure profite d'une maturité inégalée. Bien que sa conception de base soit demeurée essentiellement inchangée depuis son invention, le développement connexe de matériaux modernes ont stimulé l'apparition d'amélioration incrémentales comme l'utilisation d'un électrolyte gélifié, d'un feutre absorbant (*absorbent glass mat* ou AGM) [59] ou d'un contenant scellé (*valve-regulated lead-acid* ou VRLA) [60], alors que des efforts plus récents ont tenté d'en améliorer leur densité énergétique par des con-

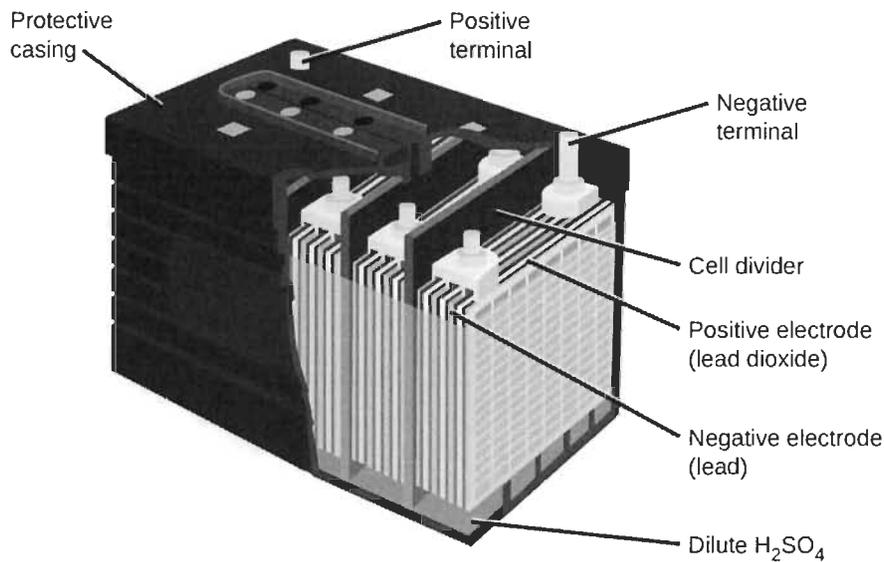


Figure 2.2.3: Diagramme des composants de base d'une batterie acide-plomb typique.

structions au contenant pressurisé ou par des cellules à enroulement cylindrique [61]. Bien que les batteries acide-plomb présentent certains attributs techniques intéressants, comme une densité de puissance élevée et un taux d'autodécharge bas, qui en font les favoris pour les applications stationnaires [62], leur coût extrêmement bas demeure de loin leur atout principal et est responsable de leur popularité qui perdure depuis plus d'un siècle et demi en face d'alternatives beaucoup plus performantes. C'est donc ce coût d'acquisition minimale, associé à l'infrastructure mature de fabrication, de distribution et de recyclage dont elles bénéficient, qui contribue à faire de cette technologie vénérable une option intéressante pour les concepteurs de véhicules électriques [63]. Par contre, leur faible densité énergétique limite leur application de masse au domaine des véhicules à basse vitesse de nature industrielle, bien que certains irréductibles vantent toujours la faisabilité de VEH commerciaux basés sur cette technologie [10]. Le premier article scientifique présenté au Chapitre 3 fut réalisé à partir d'une plate-forme expérimentale de VEH basse vitesse à base de batteries acide-plomb dont la dégradation accélérée a mené au développement du thème central de cette thèse.

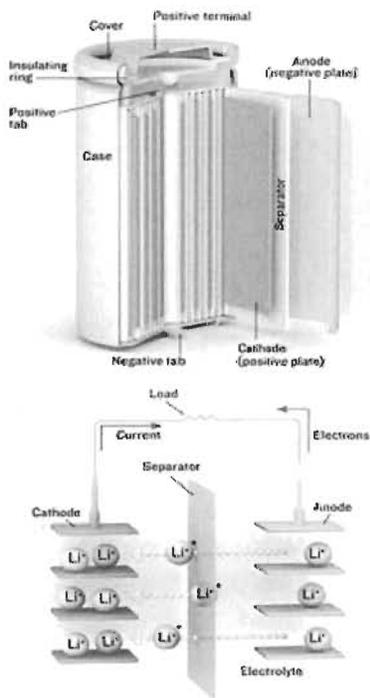


Figure 2.2.4: Diagramme des composantes de base d'une cellule lithium-ion cylindrique.

BATTERIES LITHIUM-ION

La technologie au lithium-ion, dont un exemple de cellule cylindrique est présenté à la Fig. 2.2.4, est à l'avant-garde de l'essor industriel et académique qui propulse le domaine des batteries rechargeables. Du point de vue technique, ce type de chimie se positionne parmi les plus performantes offertes sur le marché, offrant à la fois une haute densité d'énergie et de puissance ainsi qu'une autodécharge et un effet de mémoire négligeable [64]. On note toutefois certaines problématiques de sécurité liées à ce type de cellule [29] ainsi que des inquiétudes quant à la viabilité de ces composantes à grande échelle vis-à-vis les réserves limitées de lithium disponibles [31, 65]. De plus, étant au coeur d'une métaphorique ruée vers l'or visant le développement d'une insaisissable batterie idéale, cette technologie est à l'origine de multiples raffinements de son électrochimie de base; ainsi, à l'encontre

de ses compétiteurs principaux, le terme "lithium-ion" représente une famille de composantes à base de lithium plus qu'une chimie unique [66, 67]. À titre illustratif, la Fig. 2.2.5 résume la performance en énergie spécifique des différentes chimies à base de lithium actuellement disponibles, un paramètre critique dans les applications mobiles telles que les VEH.

Ces différentes chimies sont aiguillées afin de remplir des rôles spécifiques, comme par exemple l'oxyde de cobalt-lithium ($LiCoO_2$ ou *LCO*) [68] ou encore l'oxyde de nickel-cobalt-aluminium-lithium ($LiNiCoAlO_2$ ou *NCA*) [69], potentiellement dangereux si endommagés, à puissance réduite mais haute densité énergétique [8], utilisés dans les appareils électroniques portables, le phosphate de fer-lithium ($LiFePO_4$ ou *LFP*) [70], l'oxyde de manganèse-lithium ($LiMn_2O_3$, Li_2MnO_3 ou *LMO*) ou l'oxyde de nickel-manganèse-cobalt-lithium ($LiNiMnCoO_2$ ou *NMC*) qui offrent une meilleure durée de vie, une sécurité accrue et une grande puissance au prix d'une réduction en densité énergétique, favoris pour les VEH [71] et correspondants à la chimie utilisée dans le cadre de cette recherche, ou le titanate de lithium ($Li_4Ti_5O_{12}$ ou *LTO*) [72, 73] à la recharge rapide mais offrant une basse capacité [74]. Les développements les plus récents rapportent l'apparition de la chimie lithium-soufre (*Li - S*) [75] affichant une énergie spécifique de 500 Wh/kg nettement supérieure aux lithium-ion actuelles, qui varient entre 150-250 Wh/kg, en plus d'utiliser des matériaux peu coûteux, durables et légers qui en font le successeur favori aux chimies actuellement offertes sur le marché, bien qu'aucune forme commerciale de celle-ci ne soit encore proposée. Finalement, des chercheurs explorent toujours des avenues prometteuses limitées par d'importants verrous technologiques, notamment la chimie lithium-air (*Li - Air*) [76] dont la densité énergétique théorique est de 5 à 15 fois supérieure à celle offerte par les meilleures solutions actuelles, offrant potentiellement un équivalent direct aux performances énergétiques des combustibles fossiles et des MCI. Outre la chimie même de ces batteries, beaucoup d'efforts sont également déployés à l'amélioration de tous les aspects de ces cellules, comme l'emploi de technologies émergentes comme les nanomatériaux dans la construction d'électrodes performantes ou la création de cellules flexibles à base de polymère (*Li - poly* ou *LiPo*) [77]. Les second et

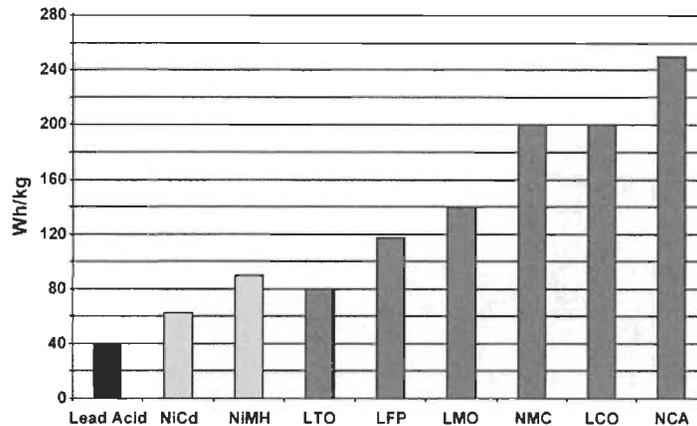


Figure 2.2.5: Charte comparative des énergies spécifiques des différentes chimies de batterie, incluant celles à base de lithium.

troisième articles scientifiques présentés respectivement aux Chapitres 4 et 5 proposent des solutions optimales de gestion d'énergie de VEH utilisant des batteries $LiFeMnPO_4$ caractérisées expérimentalement à notre laboratoire, une variante de la chimie *LFP* adaptée spécifiquement aux applications automobiles.

AUTRES CHIMIES

Tel que mentionné au début de cette section, s'il est peu pratique et hors du cadre de cette thèse de lister chaque chimie de batterie rechargeable en existence, il convient de lister les plus pertinentes aux applications de VEH. Toutefois, nous incluons un survol des principales chimies concurrentes au lithium-ion; à titre de référence générale, la Fig. 2.2.6 ainsi que la Table 2.2.1 tracent un portrait global du marché des différentes chimies de batteries en date de 2009.

Outre les acide-plomb et lithium-ion déjà mentionnées, on note la technologie à base de nickel-cadmium (*NiCd*) [78], qui dominait le marché des batteries secondaires dans les applications commerciales et l'électronique portable jusqu'à l'explosion de cette industrie. Cette dernière présente des performances modérées en capacité, durée de vie et en opération à températures basses, en plus d'être capa-

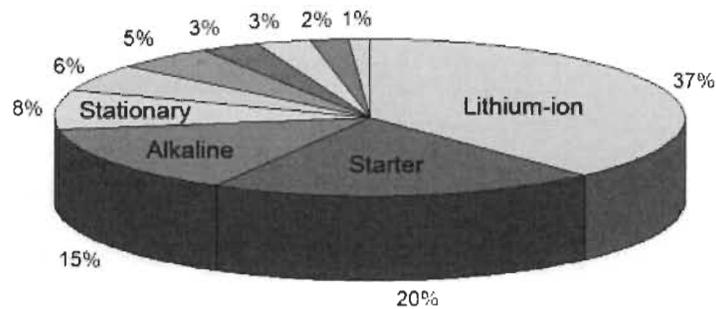


Figure 2.2.6: Distribution des différents types de batteries électrochimiques sur le marché mondial (2017).

ble de maintenir sa capacité énergétique même lorsque soumise à de forts courants de décharge [79]. Toutefois, le coût de ses matériaux supérieur à son plus proche compétiteur de l'époque, les batteries acide-plomb, ont restreint son succès commercial dans les applications industrielles ou dans les transports. De plus, l'attention grandissante portée à la protection de l'environnement ainsi que l'adoption d'une variété de normes strictes en ce sens ont limité ou même interdit l'utilisation du très toxique cadmium utilisé par cette chimie. Finalement, l'apparition de la technologie au nickel-hydrure métallique (*NiMH*) [80] à la performance en densité énergétique de 2 à 3 fois supérieure et exempte des restrictions liées au cadmium nocif a essentiellement éliminé la chimie *NiCd* du marché à grande échelle [81]. Cette nouvelle technologie de *NiMH*, qui supprime le cadmium à un alliage capable d'absorber l'hydrogène, demeure en compétition active avec les lithium-ion dans le domaine des VEH, la majorité des véhicules hybrides de première génération produites dans la dernière décennie l'ayant préféré aux supérieures mais plus coûteuses lithium-ion.

2.2.3 MODÉLISATION NUMÉRIQUE

La modélisation numérique du comportement électrique des batteries est la facette de leur représentation qui s'attarde à leur réponse en termes d'accumulateurs et de

Table 2.2.1: Parts de marché des différentes électrochimies de batteries rechargeables (2017)

Chimie	Part de marché
Lithium-ion	37%
Acide-plomb, démarrage	20%
Alcalines	15%
Acide-plomb, stationnaire	8%
Zinc-carbone (<i>ZnC</i>)	6%
Acide-plomb, décharge profonde	5%
Nickel-hydrure métallique (<i>NiMH</i>)	3%
Lithium, primaires	3%
Nickel-cadmium (<i>NiCd</i>)	2%
Autres	1%

sources d'énergie électrique: en bref, tension, courant, capacité et état de charge (*SoC*). La modélisation de toutes chimies confondues est dictée par l'application du modèle désigné qui à son tour informe l'orientation du produit final dans une dichotomie de précision versus vitesse d'exécution [82]. En effet, de par leur nature électrochimique, les batteries sont gouvernées par des relations difficiles à formuler numériquement et la caractérisation expérimentale de ces relations, même dans leur expression la plus simplifiée, est tout aussi ardue, délicate et laborieuse. De plus, au-delà des barrières de conception et de caractérisation s'ajoute la difficulté d'exécution; ainsi, un modèle représentant de près la chimie d'une batterie et caractérisé à l'aide de données expérimentales rigoureuses inclura un nombre de variables affectant négativement la charge de calcul nécessaire à sa résolution par ordinateur. En somme, un modèle électrochimique très riche ne sera pas applicable aux algorithmes itératifs lourds en calcul, alors qu'un modèle linéaire simple destiné à l'ingénierie de systèmes apportera peu d'information aux chercheurs intéressés à l'amélioration de cellules individuelles.

Dans cette optique, les modèles de batteries actuellement disponibles peuvent être répartis en trois grandes familles [83]:

- **Électrochimiques:** modélisation basée directement sur les phénomènes

chimiques et physiques prenant place à l'intérieur des cellules de batteries (diffusion, oxydo-réduction, gradient de concentration de l'électrolyte, migration des particules, etc.). Complexe et difficile à caractériser, nombre élevé de variables et phénomènes hautement non-linéaires [84]. Capable d'une excellente précision au prix d'une très lourde charge de calcul.

- **Empiriques:** modèles directement extraits de lectures expérimentales (tables de données, polynômes, etc.). Charge de calcul quasi négligeable mais application très limitée hors des spécificités des données expérimentales recueillies dans leur construction [85].
- **Semi-empiriques:** modèles simplifiés de phénomènes complexes paramétrés par des lectures expérimentales. Capables d'une précision satisfaisante pour une large gamme d'applications d'ingénierie [62]. Charge en calcul adaptable et viable pour le calcul itératif. Inclut le principe du circuit équivalent utilisé dans cette recherche.

Un modèle semi-empirique basé sur la technique du circuit équivalent [86], illustré à la Fig. 2.2.7 fut déterminé comme étant le mieux adapté aux exigences du travail proposé ici. Ce type d'approche est relativement simple à modéliser et à caractériser expérimentalement en plus d'être flexible, adaptable et d'exiger une charge de calcul relativement allégée, donc est particulièrement bien adaptée au caractère multi-physique de l'étude. Toutefois, une précision supérieure aux modèles empiriques élémentaires est requise afin de produire des résultats viables. La lourdeur et l'échelle de temps étendue proposée par l'étude exclut d'emblée l'approche électrochimique, qui est tout simplement non-viable lorsque conduite à partir d'équipements informatiques modestes tels que ceux à notre disposition. La nature du modèle choisi permet également de raffiner directement la précision de ses résultats et la charge de calcul de sa structure par l'ajout ou le retrait de blocs RC (Fig. 2.2.7). Finalement, le caractère modifiable du modèle choisi nous permet de l'adapter aux besoins du projet et d'y inclure, par exemple, les effets de la dégradation en continu sur sa capacité et son comportement électrique, une facette essentielle de l'étude qui n'est pas aisément accessible par les approches alternatives. Cet

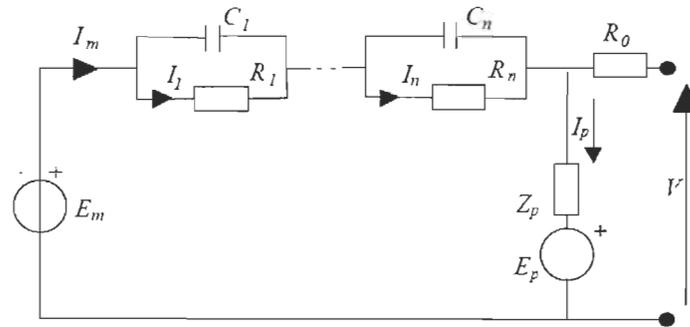


Figure 2.2.7: Modèle électrique de batterie par circuit équivalent sous sa forme générale [88].

aspect adaptable fut d'ailleurs appliqué afin d'inclure des données expérimentales acquises au laboratoire universitaire de l'UQTR [87] représentatives de batteries automobiles de chimie $LiFePO_4$ ou LFP modifiées de type $LiFeMnPO_4$.

2.2.4 DÉGRADATION DE BATTERIES

La dégradation des batteries est un domaine de recherche où les efforts les plus significatifs furent entrepris dans la foulée récente des développements de l'électronique portable et des véhicules électriques [89, 90]. Par conséquent, ce domaine immature, combiné aux difficultés intrinsèques à l'étude de ces phénomènes chimiques environnementalement sensibles dont l'évolution est typiquement très lente, fait en sorte que la portée des modèles de dégradation actuellement disponibles demeure limitée [91]. Une campagne exhaustive de caractérisation expérimentale de dégradation fut écartée au profit de l'exploitation des données distribuées dans la littérature par la communauté scientifique spécialisée dans cette tâche singulière. Toutefois, les circonstances du déroulement de cette thèse permirent malgré tout la caractérisation partielle de la dégradation de batteries lithium-ion automobiles en laboratoire [92]. En somme, ce type de travail expérimental requiert des équipements de pointe [93] ainsi que des mois (voire des années) de mesures rigoureuses, alors jugeons plus pertinent d'exploiter la mine de données de qualité

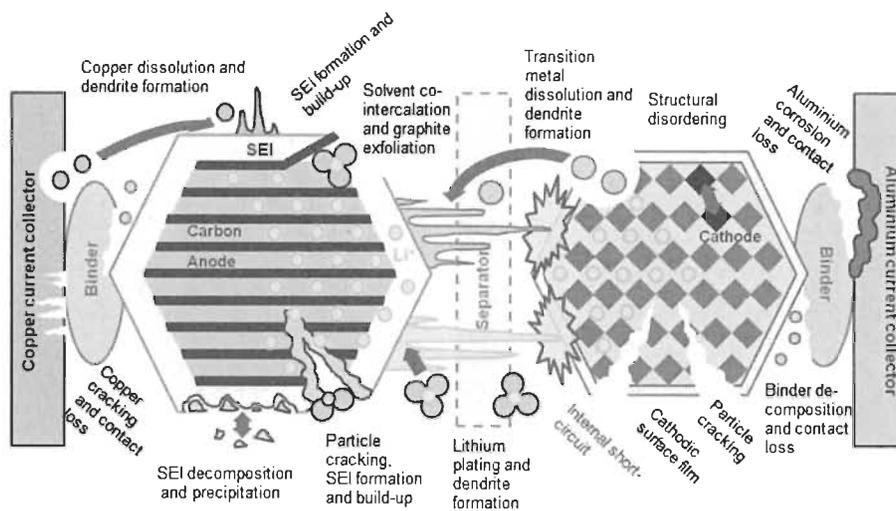


Figure 2.2.8: Représentation schématique de différents mécanismes de dégradation des cellules de chimie lithium-ion.

disponible dans la littérature.

Des multiples facteurs de stress ayant un impact sur l'évolution de la dégradation des batteries, résumés graphiquement à la Fig. 2.2.8 et la Fig. 2.2.9, une sélection fut nécessaire afin d'identifier les mécanismes dont l'impact est le plus significatif sur la durée de vie globale des batteries à bord d'un VEH [94]. En second lieu, une analyse orientée vers l'application pratique du projet de recherche permet de souligner les mécanismes de stress sur lesquels il est possible d'exercer une mesure de contrôle efficace par les moyens disponibles à bord d'un VEH [95]. Finalement, il fut nécessaire d'établir l'état de l'art vis-à-vis de la représentation de ces phénomènes par des modèles à la fois valides en environnement réel, d'une complexité appropriée aux limites de la structure du projet proposé et faisant usage au maximum des données expérimentales à notre disposition. Bref, les facteurs de stress issus de cette analyse sont résumés ci-dessous.

	Corrosion of the positive grid	hard/ irreversible sulfation	shedding	water loss / drying out	AM degradation	electrolyte stratification
discharge rate	Indirect through positive electrode potential	higher discharge rate creates smaller AM sulphate crystals and leads to inhomogeneous current distribution causes inh. SOC on the electrode	probably increased shedding; outer AM fraction cycles at higher DOD level cycling [pasted plates]	none	increases inner resistance due to AOS-model (agglomerate of sphere)	Higher discharge rate reduces electrolyte stratification. On the other hand less homogeneous current distribution plays negative role.
time at low states of charge	Indirect through low acid concentration and low potentials	A strong positive correlation: longer time at a low SOC accelerates hard/irreversible sulphation.	no direct impact	none	None	Indirect effect Longer time leads to higher sulphation and thus influences the stratification.
Ah throughput	no impact	no direct impact	impact through mechanical stress	no direct impact	loss of active material structure, larger crystals	A strong positive correlation: Higher Ah throughput leads to higher stratification
charge factor	a strong indirect impact because a high charge factor and an extensive charge is associated with a high charging voltages (high electrodes' polarization)	negative correlation, impact through regimes with high charge factors which reduces the risk of sulphation	strong impact through gassing	strong impact	no direct impact	A strong positive correlation: Higher charge factor leads to lower stratification
Time between full charge	Strong negative correlation: shorter time increases corrosion.	Strong positive correlation: Frequent full recharge decreases hard/irreversible sulphation.	A negative influence, increasing with decreasing time	A negative influence, increasing with decreasing time	no direct impact	A strong positive correlation: Higher Ah throughput leads to higher stratification
Partial cycling	An impact through potential variations (depends on frequency, SOC level, ...)	A positive impact: Higher Ah throughput at lower SOC increases sulphation. Partial cycling (f>1Hz) increases size of lead-sulfate crystals.	no direct impact However when the PC is of the minimal value, then the Ah throughput runs at very high SOC level and always to full recharge. It is also reflected by the "time between full recharge"	no direct impact However when the PC is of the minimal value, then the Ah throughput runs at very high SOC level and always to full recharge. It is also reflected by the "time between full recharge"	no direct impact However certain partial cycling may cause a preferential discharge and faster AM degradation in certain AM fraction.	Higher partial cycling at lower SOC leads to higher stratification.
Temperature	Strong impact, positive correlation	On one hand high temperature helps to better fully recharge (more sulfate can be recharged). On the other hand high temp. leads to more hard sulfate build up at a low SOC.	no direct impact	increasing with increasing temperature	low impact high temperature degrades neg. electrode expands	no direct impact

Figure 2.2.9: Facteurs de stress principaux et leur impact sur les différents mécanismes de dégradation des batteries de chimie acide-plomb [96].

COURANT DE DÉCHARGE

Le courant électrique produit par la réaction électrochimique d'une batterie est un reflet direct de l'intensité des phénomènes d'oxydo-réduction qui prennent place lors de sa connexion à une charge externe, ce qui engendre un déplacement énergétique des électrons libres dans les éléments conducteurs de telles charges. Ce déplacement d'électrons est la fonction primaire d'une batterie mais engendre toutefois une foule d'effets secondaires incluant la résistance ohmique, les variations de températures et la diffusion inégale des réactants, pour ne nommer que ceux-là, ayant un impact négatif sur sa durée de vie. Afin de réduire ces phénomènes chimiques complexes à des concepts plus maniables, des chercheurs ont proposé le concept du *Ah-throughput* [96, 97], aussi appelé le *Coulomb-counting* ou *charge-processing* [12] par lequel une batterie donnée est conceptualisée comme un accumulateur présentant une capacité finie à retourner de l'énergie suite à une recharge. Cette énergie est mesurée en cumulant le courant électrique qu'on "retire" de la batterie durant son utilisation active; une fois ce cumul de courant égal à la capacité finie estimée au préalable, la batterie atteint sa fin de vie.

En somme, ce concept prédit que de retirer à une batterie chargée une certaine intensité de courant durant une période donnée propulse celle-ci chaque fois un peu plus en avant sur le chemin de sa dégradation terminale. Bien que l'utilisation d'un pack de batteries soit impératif à bord d'un VEH, l'application judicieuse d'un second vecteur énergétique pourra permettre de réduire l'intensité du courant demandé à la batterie, par exemple en partageant la charge électrique d'une partie de pics de courant les plus élevés rencontrés durant la conduite, et ainsi exercer une mesure de contrôle active sur cette facette de leur dégradation.

PROFONDEUR DE DÉCHARGE

L'avantage central des batteries secondaires est sans contredit leur caractéristique rechargeable. Cette dernière est née d'une réaction chimique particulière capable de générer un courant électrique en présence d'une charge mais qui, à l'imposition d'un courant de source externe, renverse cette même réaction jusqu'à la retourner

à son état d'équilibre original, prête à générer du courant à nouveau. Toutefois, le caractère réversible de ce type de réaction n'est pas idéal: ainsi, à chaque cycle de charge-décharge d'une cellule, une infime portion des réactants en jeu se trouvera incapable de reformer les liens chimiques permettant le retour à leur état original [53, 89]. La proportion de ces réactants ainsi "cristallisés" dans un état inactif est influencée à son tour par une multitude de facteurs, notamment la température, et peut même être partiellement réversible si des conditions propices sont rencontrées. Malgré tout, il demeure simplement logique que plus la proportion des réactants d'une cellule se retrouvant dans un état déchargé durant un cycle est importante, plus la probabilité que des éléments de ceux-ci demeurent figés dans un état inactif au moment de la recharge sera grande: en somme, plus une cellule est déchargée profondément, plus une proportion importante de sa capacité est dégradée [98]. On note également que le temps passé influence la formation de ces réactions nuisibles; ainsi, une batterie entreposée à bas état de charge durant une période prolongée verra sa capacité diminuée davantage d'une dont l'état de charge est plus élevé (jusqu'à une certaine limite propre à chaque chimie) au moment d'une recharge [99, 100].

La dégradation entraînée par ces réactions parasites irréversibles, aussi appelée *cyclage* selon les définitions précédentes, est l'une des plus sévères auxquelles sont exposées les chimies modernes de batteries. Heureusement, il est relativement simple d'établir un lien entre la profondeur de décharge (*DoD*) d'une cellule et la durée de vie de celle-ci en comparant directement le nombre de cycles réalisables à une profondeur de décharge donnée à la perte de capacité encourue durant l'opération [101]. De plus, une telle campagne de mesures expérimentales est relativement simple à orchestrer, bien qu'elle requière de l'équipement spécialisé et un important investissement en temps. La littérature scientifique offre par ailleurs bon nombre de résultats de cette nature, dont un exemple probant, fourni par [102] et appliqué à nos travaux sur les lithium-ion, est présenté à la Fig. 2.2.10.

Qui plus est, l'utilisation d'un ou de plusieurs vecteurs énergétiques à bord d'un VEH permet d'appliquer un contrôle direct sur l'état de charge de son pack de bat-

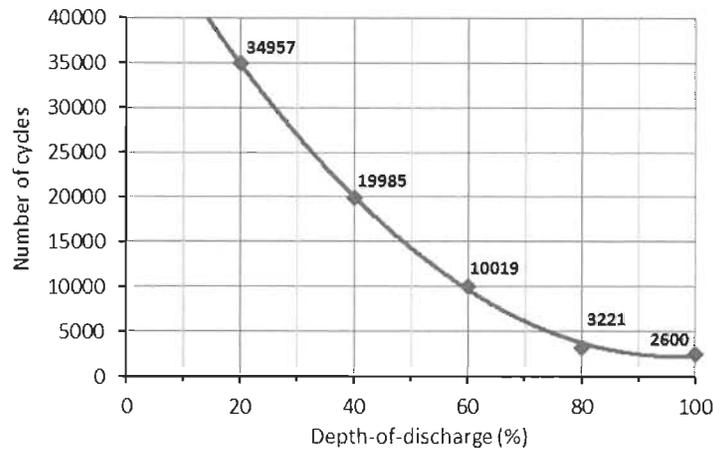


Figure 2.2.10: Courbe expérimental liant le nombre de cycles d'une batterie lithium-ion avec sa profondeur de décharge DoD [102].

teries à tout instant d'un trajet et par extension d'exercer une influence significative sur son taux de dégradation. Il convient donc d'inclure ce phénomène significatif au coeur de notre stratégie de gestion de la dégradation de batteries de VEH.

TEMPÉRATURE

Toute réaction chimique est influencée par la température à laquelle celle-ci prend place; les batteries ne font évidemment pas exception à la règle. La température présente toutefois des effets contradictoires en ce qui a trait à la performance des batteries. D'un côté, une température élevée tend à accélérer la vitesse et l'énergie des réaction chimiques de tout ordre; dans ce cas, une batterie à température chaude présentera une capacité élevée et des réactions plus énergiques, jusqu'à une certaine limite. Par contre, toutes les réactions se trouvent accélérées: les réactions parasites causant la dégradation des cellules électrochimiques profitent également de cet état énergétiquement stimulé. De plus, des températures au-delà d'une certaine limite causeront des dommages irréparables aux cellules et peuvent même créer des conditions propices à l'emballement thermique (*thermal runaway*, schématisé à la Fig. 2.2.11) [17, 103]. Dans une telle situation, un cercle vicieux cause une accélération des réactions exothermiques prenant place au coeur de la cellule,

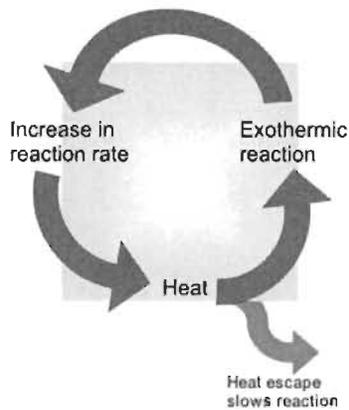


Figure 2.2.11: Schéma simplifié du phénomène d’emballement thermique qui peut apparaître dans des batteries mal gérées thermiquement.

ce qui fait augmenter sa température interne à un rythme supérieur à sa capacité d’évacuer cette chaleur vers l’extérieur, ce qui augmente davantage l’énergie des réactions exothermiques, et ainsi de suite. De tels emballements causent rapidement la destruction de la cellule, souvent d’une manière spectaculaire accompagnée de flammes vives et d’explosions [104, 105]. Le grand public fut malheureusement témoin d’incidents hautement médiatisés causés par une gamme de téléphones et d’ordinateurs portables fautifs, qui ont engendré des centaines de millions de dollars en pertes pour les compagnies responsables, tant directement qu’en perte de confiance vis-à-vis leurs consommateurs. Bien évidemment, si des composants à basse énergie tels que des téléphones cellulaires sont capables de causer des dommages aussi spectaculaires, il est facile de comprendre la réticence du public à accepter des véhicules propulsés par des packs de batteries de plusieurs centaines de kilos [106].

À l’inverse, de basses températures ralentiront ces processus destructeurs mais gêneront sévèrement les performances électriques de la cellule. Dans des cas extrêmes, une cellule froide ne présentera plus qu’une fraction de sa capacité réelle jusqu’à devenir quasi inerte [107]. Ce constat général d’un point de vue purement énergétique est de plus brouillé par les développements récents en recherche qui ont souligné l’apparition de placage de lithium (*lithium plating*) [108, 109]

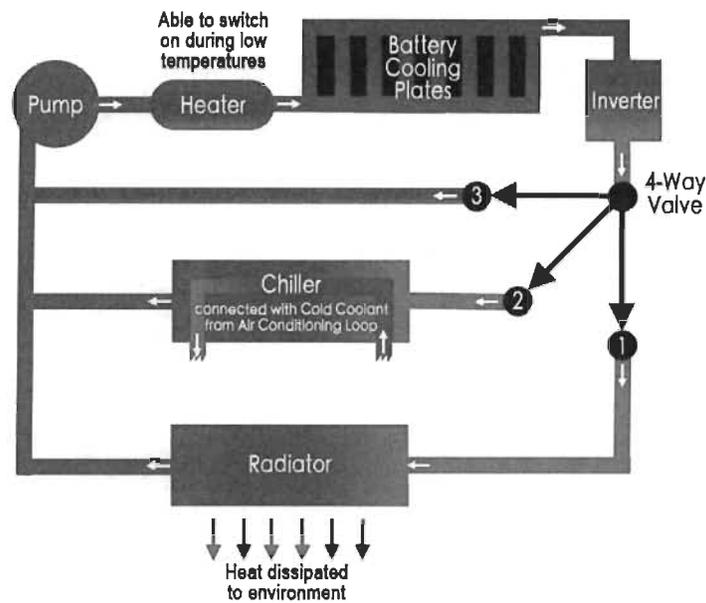


Figure 2.2.12: Schéma d'un système de refroidissement indirect par circulation de fluide réfrigérant d'un pack de batteries de VEH.

à des températures sous zéro, phénomène où le lithium métallique se déplace à l'intérieur des cellules pour venir se plaquer aux électrodes lors de la recharge, une réaction inattendue particulièrement destructrice qui rend les cellules complètement inopérantes à l'intérieur d'une poignée de cycles [110, 111].

Bref, la gestion de dégradation des batteries à bord d'un VEH se doit d'inclure les effets de la température étant donné l'étendue de leur influence sur celles-ci [112]. Toutefois, même si le contrôle de la température d'un pack de batteries est possible par divers moyens techniques comme le système de refroidissement indirect présenté à la Fig. 2.2.12 ou indirectement, par exemple en limitant le courant qui y circule, ses effets contradictoires sur la performance et la dégradation des batteries excluent une solution triviale. Bien que la représentation thermique soit incluse dans une mesure limitée au cours de ce projet, la complexité et l'étendue de cet aspect font de cette gestion à elle seule un candidat potentiel pour une étude à part entière.

À noter cependant qu'un tel effort fut entrepris à la fin du projet et la gestion thermique active du pack de batteries de VEH fut incluse au travail de gestion optimale axée sur la dégradation; les premiers pas de ce nouveau volet furent publiés dans [113] mais ne purent être poursuivies plus en avant suite à la conclusion de cette thèse.

VIEILLISSEMENT CALENDRAIRE

La dégradation des cellules électrochimiques ne survient pas uniquement lors de leur utilisation courante: bien qu'une large part de celle-ci soit accélérée par divers facteurs de stress "actifs" comme le courant qui y circule en charge et en décharge, le fait est que les réactions parasites menant à la perte de performance de celles-ci ne sont jamais complètement à l'arrêt et perdurent à partir du moment même où leurs composantes physiques furent assemblées. Ce phénomène est nommé le vieillissement calendaire [114], de calendrier, en référence au fait que cette part d'usure est mesurée par rapport au temps passé depuis la création de la cellule.

Dans leur utilisation normale au coeur d'une application de VEH commercial destiné au grand public, la majeure partie du temps chronologique auquel le pack de batteries est exposé se déroule en mode inactif [115]. En effet, la majorité des déplacements communs à de tels véhicules consiste en des périodes relativement courtes de navette aller-retour vers le travail ou encore à des trajets "longue distance" de centaines de kilomètres complétés en quelques heures; le reste du temps, si on considère une unité de base d'une journée de 24 heures, est passé en conditions inactives d'entreposage [118]. Il est donc impératif d'inclure la dégradation engendrée durant ces périodes inactives, particulièrement dans une optique basée sur le long terme telle que présentée ici, vue leur fraction majeure du temps total mesuré.

Des multiples méthodes proposées pour représenter le phénomène, on rencontre fréquemment diverses techniques basées sur le principe d'Arrhenius [99, 116, 117], une relation électrochimique utilisée pour prédire simplement mais avec une précision remarquable le taux de réaction de composés chimiques en fonction de

facteurs tels leur énergie d'activation et leur température. Un modèle basé sur cette même approche fut utilisé dans la réalisation de ce travail.

On note que malgré que le taux de dégradation typique encouru durant l'entreposage inactif des batteries est en apparence moins sévère que celui observé en situation active, il demeure affecté par la même gamme de facteurs de stress liés au taux de réactions chimiques: ainsi, la dégradation calendaire sera atteinte de façon similaire par les niveaux d'état de charge [100] et de température [53], permettant une certaine mesure de contrôle sur celle-ci. Toutefois, à l'instar du contrôle actif appliqué lors de la conduite, les systèmes énergétiques du VEH sont considérés inactifs durant les périodes d'entreposage, donc une intervention directe est proscrite par le scénario proposé. Cette gestion sera donc de nature préparatoire: le système de gestion optimale de dégradation, à l'approche d'une période inactive, sera en mesure d'anticiper les conséquences dues à ses conditions en fin de cycle sur la période d'entreposage à venir. Il pourra donc, par exemple, choisir de recharger les batteries du VEH en prévision d'un entreposage de plusieurs heures si une telle décision s'avère avantageuse selon ses critères économiques et/ou de durée de vie des batteries.

2.3 PILES À COMBUSTIBLE

Les piles à combustible s'apparentent sur plusieurs aspects aux batteries électrochimiques, ces dernières produisant également un courant électrique à partir d'une réaction chimique dont les réactifs sont séparés par une barrière physique, mais connectés par un lien conducteur dans lequel circule le courant désiré. La différence majeure de principe entre ces deux composantes, outre leurs réactifs et leur construction différente, est que l'électrolyte des piles à combustibles, i.e. la matière active porteuse d'énergie qui les rend capables de produire du courant, est continuellement renouvelée via un réservoir externe chargé de faire circuler celui-ci dans la pile. Bref, à l'instar des systèmes fermés des batteries où une quantité limitée de réactants producteurs d'énergie sont "forcés" électriquement à s'inverser vers leur état d'origine après réaction, les piles produisent toujours selon une réaction

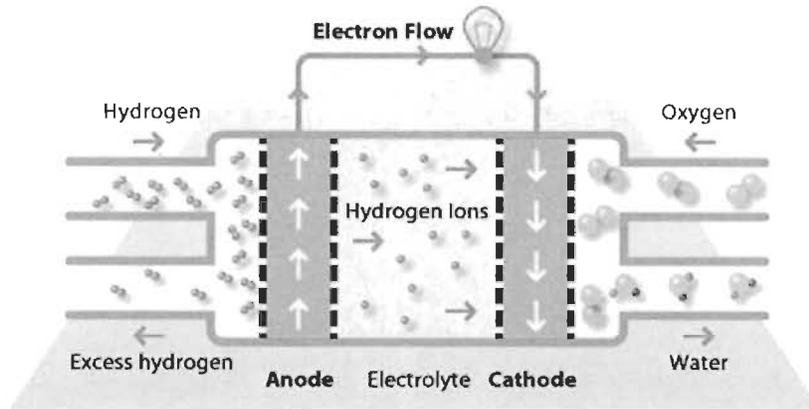


Figure 2.3.1: Principe de fonctionnement d'une pile à combustible à membrane électrolyte polymère alimentée par de l'hydrogène.

énergétiquement positive mais remplacent continuellement les produits de réaction rendus inertes par de l'électrolyte neuf, d'où l'appellation *combustible* ou plus précisément *fuel* en anglais.

Tout comme les batteries, il existe une variété de chimies et de principes d'opération des piles à combustibles dont la description détaillée sort du cadre de cette recherche [26]. La technologie particulière utilisée dans ce travail est la pile à combustible à membrane électrolyte polymère, ou *polymer electrolyte membrane fuel cell (PEMFC)*, dont le fonctionnement général est illustré à la Fig. 2.3.1.

La clef de l'opération de cette dernière est sa membrane polymère perméable aux ions d'hydrogène uniquement qui agit à titre de séparateur entre les flux d'hydrogène et d'oxygène gazeux circulant de part et d'autre de chacune de ses cellules. L'hydrogène gazeux H_2 circulant à la gauche de la membrane (Fig. 2.3.1) est ionisé en H^+ , libérant ainsi un électron récupéré par le conducteur et créant du même coup un courant électrique dans celui-ci. Les ions ainsi séparés sont alors libre de traverser la membrane polymère pour aller se recombinaison avec l'oxygène présent dans la chambre de droite, formant des molécules d'eau H_2O évacués de la cellule par divers moyens.

2.3.1 MODÉLISATION NUMÉRIQUE

Au même titre que les batteries électrochimiques, les avenues pour représenter numériquement les *PEMFC* sont nombreuses et se catégorisent sensiblement selon les mêmes lignes [118], des modèles chimiques et physiques très complets et précis mais lourds en calcul [119] aux modèles empiriques calqués directement sur des résultats expérimentaux [120, 121] en passant par des dérivés dit semi-empiriques qui appliquent des modèles simplifiés cadrés à l'aide de paramètres extraits en laboratoire [122]. Étant donné notre objectif central orienté sur l'étude des batteries, la pile occupe un rôle secondaire. Pour cette raison, une approche simple fut choisie afin de modéliser une pile suffisamment précise pour nos besoins avec un minimum de complexité. La pile est représentée à titre de source de puissance électrique dirigée aux batteries; sa consommation en hydrogène est basée sur le pouvoir calorifique supérieur de l'hydrogène (*higher heating value* ou *HHV*) afin d'obtenir un estimé conservateur de l'énergie extraite de chaque kilogramme d'hydrogène consommé par la pile en énergie électrique équivalente. L'efficacité de ce processus de transformation est basée sur la courbe de puissance d'une *PEMFC* typique (Fig. 2.3.2) [123] via une approche systémique, c'est-à-dire que cette courbe illustre l'efficacité du système en entier, incluant son compresseur, ses circuits de refroidissement, de circulation d'air et de combustible mais excluant son réservoir.

2.3.2 DÉGRADATION DE PILES

La faiblesse des piles à combustible *PEMFC* réside dans la fragilité de leur membrane polymère électrolyte. En effet, cette membrane à la composition chimique spécialement conçue à cette fin (Nafion et autres dérivés [124]) est très sensible à une variété de facteurs internes et externes, dont voici par exemple une liste non-exhaustive [125]:

- **Hydratation:** la membrane doit être adéquatement hydratée en tout temps, de façon égale sur tout son volume. Une faute ou des inégalités d'hydratation

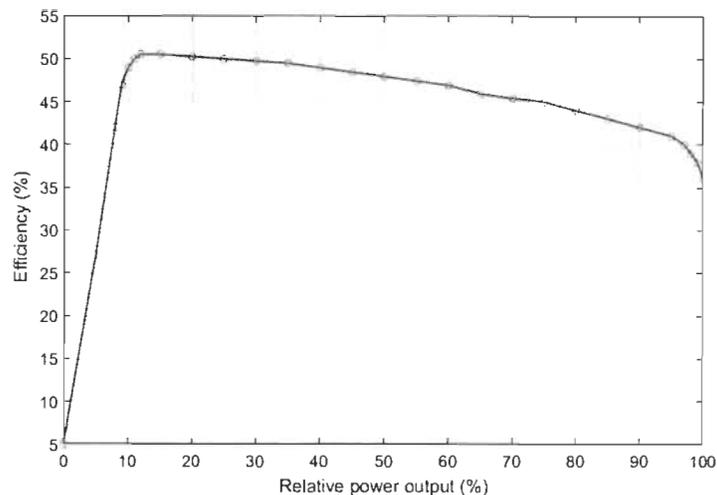


Figure 2.3.2: Courbe d'efficacité typique d'un système complet de pile à combustible *PEMFC*.

entraîne sa fragilisation et une rupture potentielle menant rapidement à une incapacité à remplir son rôle de transporteur d'ions efficacement.

- **Température:** les piles PEM sont très sensibles à la température d'opération; l'efficacité du système à des températures sous-optimales à ses réactions est grandement affecté [126].
- **Stoechiométrie:** l'équilibre entre combustible et comburant dans la cellule doit être rigoureusement maintenu, sous peine de pertes drastiques d'efficacité accompagnées de problèmes spécifiques, comme la noyade (trop d'eau) ou l'assèchement (pas assez) [127].
- **Pureté:** le combustible doit être d'une pureté d'au-delà de 99.99% pour la majorité des *PEMFC* car sa membrane est susceptible d'être "empoisonnée" par des impuretés, entraînant des pertes de performance en partie irréversibles [128].
- **Charges de courant:** la charge de courant demandée de la pile doit être contrôlée de façon à éviter des pics soudains de courant et des surcharges,

car celles-ci engendrent une foule de facteurs de stress (points de chaleur, déshydratation, etc.) pouvant endommager la pile [129].

S'il est difficile de quantifier expérimentalement ces divers facteurs de stress, il est tout de même possible d'analyser les impacts relatifs de ceux-ci en fonction de conditions d'opération de la pile [130, 131]. La modélisation de la dégradation exploitée dans le cadre de ce travail se concentrera donc sur quelques-uns de ces événements directement liés au mode d'opération de la *PEMFC* [132]:

- **Cycles de démarrage/d'arrêt:** la majorité des facteurs dégradants de la pile (hydratation, température, stoechiométrie, etc.) sont à leur apogée lors d'un démarrage soudain de la pile à l'arrêt; il est donc prévisible que de tels événements doivent être évités au maximum durant l'opération du système.
- **Variations brusques de charge:** les variations soudaines de charge électrique entraînent une dégradation accélérée à chaque apparition de tels événements ponctuels.
- **Charge continue:** même en l'absence de pics, une demande plus élevée en courant de la charge tend à accélérer sa dégradation qu'une charge modérée.

Ainsi, le procédé de gestion optimale de la dégradation des batteries de VEH proposé dans cette étude devra inévitablement faire usage de sa pile *PEMFC* afin de supporter ses batteries dans diverses conditions d'utilisation; toutefois, comme celle-ci subit une dégradation tout aussi significative, mais axée autour d'événements ponctuels, les particularités de celle-ci devront être considérées dans l'atteinte d'une solution économique optimale.

2.4 OPTIMISATION

La définition littérale du terme *optimisation* est la suivante:

Donner à quelque chose, à une machine, à une entreprise, etc., le rendement optimal en créant les conditions les plus favorables ou en tirant le meilleur parti possible.

L'action d'optimiser un système quelconque consiste donc à prendre les moyens nécessaires afin d'en extraire le meilleur rendement possible à l'intérieur de paramètres bien définis. Cette appellation est fréquente dans nombre de disciplines de tout acabit; ainsi, un père de famille lourdement chargé de travail dira qu'il "optimise" le temps limité passé avec ses enfants, une femme d'affaires "optimisera" les dépenses de son entreprise en se procurant du matériel à bas prix ou un chef cuisinier utilisera "optimalement" ses ressources en limitant le gaspillage par l'inclusion de restes de légumes frais à un potage. En langage courant, la simple amélioration du rendement d'une méthode ou d'un procédé, sur une base approximative ou même purement qualitative, est souvent nommée optimisation.

Toutefois, le terme *optimisation* prend un tout autre sens dans un contexte mathématique. En effet, la nature strictement quantitative du domaine mathématique fait en sorte qu'il est non seulement possible d'identifier le meilleur résultat possible qu'un système donné peut produire à partir de paramètres définis, mais également de démontrer objectivement l'optimalité de ce résultat en validant analytiquement la méthode de calcul utilisée pour l'obtenir.

2.4.1 TERMINOLOGIE ET LIMITES

Par contre, plusieurs limitations s'imposent lors de telles déclarations d'optimalité et il convient de définir certains termes-clef: notamment, les optima, i.e. les points minimum et/ou maximum d'un système selon le résultat désirable, peuvent être classifiés comme globaux (ou absolus) ou locaux; ce point critique du domaine de l'optimisation est schématisé par la Fig. 2.4.1.

D'abord, on définit un optimum *global* ou *absolu* comme le meilleur rendement possible pour un système donné sur l'ensemble de ses paramètres et sur toute sa plage d'application. En référence au schéma simplifié de la Fig. 2.4.1, ces points sont surlignés en rouge et représentent de façon évidente les valeurs minimales et maximales qu'il est possible d'extraire du système illustré et ce, point important, sur toute sa plage d'utilisation. Ce type de résultat est directement lié à la méthode par laquelle est dérivé l'optimum: ainsi, certaines approches mathématiques

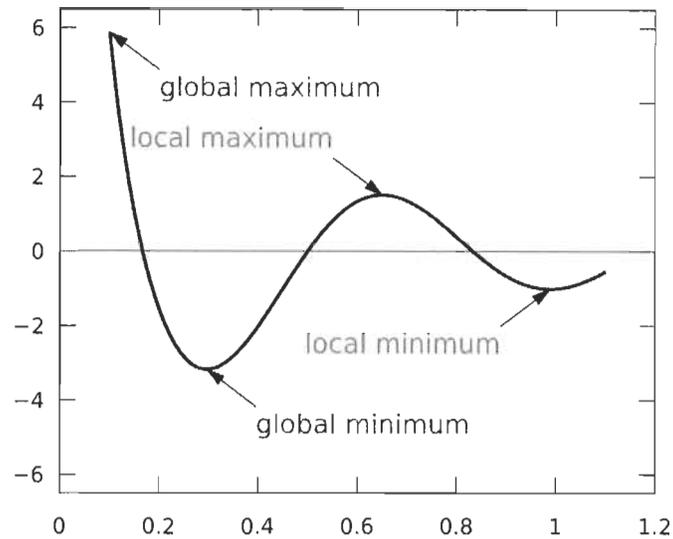


Figure 2.4.1: Points optimum globaux et locaux à l'intérieur d'un système défini.

sont démontrées objectivement comme aptes à produire un tel résultat. On y inclut, par exemple, l'approche dite par "force brute", qui consiste à calculer individuellement le résultat de chaque décision possible à chaque point admissible à l'intérieur des paramètres d'un système sur toute sa plage d'utilisation: une telle entreprise, bien que laborieuse, permet d'identifier hors de tout doute la meilleure décision à prendre à chaque opportunité. La méthode utilisée dans ce projet, nommée *programmation dynamique*, est en quelque sorte une descendante plus efficace de l'approche par énumération directe, aussi appelée "force brute", exponentiellement moins lourde en calcul mais accompagnée de la même preuve d'optimalité absolue.

Un optimum *local*, quant à lui, peut représenter des résultats satisfaisants, voire excellents, très proches d'un véritable optimum global, pour peu que la méthode utilisée pour le produire est bien conçue et paramétrée. Toutefois, la méthode elle-même ne s'accompagne pas d'une preuve d'optimalité par définition, ce qui rend celle-ci impossible à certifier formellement; pour cette raison, les études utilisant de telles techniques incluent nécessairement une étude comparative avec une sec-

onde méthode de calcul afin de valider le succès relatif des résultats obtenus. À titre d'exemple, les points identifiés en bleu dans la Fig. 2.4.1 représentent les points saillants maximum et minimum sur la seconde moitié ($x > 0.5$) de la courbe du système: un algorithme d'optimisation à portée restreinte risque d'identifier ces points comme les limites du système alors qu'il s'agit d'optima locaux, les limites de la méthode prévenant une recherche couvrant l'ensemble du système. On inclut dans cette catégorie une foule de méthodes numériques itératives dont l'énumération est hors des objectifs de cette recherche, mais qui incluent les algorithmes génétiques, les méthodes du gradient ou les algorithmes à colonie de fourmis [133] appliqués à l'optimisation de la gestion de puissance de VEH selon une multitude d'objectifs.

Une des faiblesses de ce type de méthodes itératives est leur dépendance sur le principe de convergence, où une solution est répétée itérativement en modifiant, entre chaque tentative, par divers procédés propres à chaque technique, les paramètres d'entrée de celle-ci pour éventuellement sélectionner ceux produisant de meilleurs résultats et ainsi "converger" progressivement vers un résultat optimisé. Ce type de procédure, bien que potentiellement rapide en calcul, ne possède pas de vision globale intrinsèque du système: aucune mesure ne garantit que chaque point du système sera évalué, donc il demeure toujours possible que l'optimum global soit exclu du processus. De plus, certaines techniques aiguillent leur recherche de paramètres en fonction de la pente (gradient) par laquelle le résultat évalué s'améliore, ce qui les rend susceptible d'être influencés à tort par de fortes pentes menant à des optima locaux. La Fig. 2.4.1 illustre clairement ce type de problématique: un algorithme d'optimisation itératif qui débute son processus de recherche à partir de la valeur $x > 0.5$, par exemple, court fortement le risque d'identifier les points locaux (en bleu) comme minimum et maximum; une bonne technique pourra probablement le guider au minimum global (en rouge), mais le maximum global (en rouge, à gauche) sera exclu de la solution finale.

Par contre, chaque méthode d'optimisation comporte son lot de forces et faiblesses; il importe donc d'identifier une technique capable de produire les résultats escomptés avec les moyens techniques et les ressources disponibles. De façon

générale, toutes les techniques d'optimisation numériques, i.e. basées sur l'utilisation d'un ordinateur, s'accompagnent d'une certaine lourdeur de calcul qu'il est crucial de considérer dans la sélection de celle-ci. Typiquement, les techniques itératives dites "modernes", telles que les réseaux de neurones [134] ou les algorithmes génétiques [135], présentent l'avantage d'une charge de calcul allégée. Cette rapidité d'exécution est cependant acquise en échange d'une complexité d'implémentation accrue et de limitations importantes, la première étant l'absence d'une preuve d'optimalité par définition. D'autres approches permettent de conserver cette preuve d'optimalité mais s'accompagnent d'une charge de calcul difficile à manoeuvrer, voire impossible à appliquer en pratique, et comportent également un lot de limitations propres à chaque système. Bref, le domaine de l'optimisation est vaste et constitue en soi un volet entier du domaine mathématique qu'il n'est ni pratique, ni intéressant d'essayer de décrire en détail ici; nous concentrerons donc nos efforts sur la description du principe appliqué durant cette étude, la programmation dynamique.

2.4.2 PROGRAMMATION DYNAMIQUE

La programmation dynamique, ou *discrete dynamic programming* (DDP) telle qu'elle est nommée dans les articles des Chapitres 3, 4 et 5, proposée originalement par Richard Bellman [136], est conceptuellement une extension du principe de recherche optimale par énumération directe, aussi appelée "force brute", qui consiste à valider individuellement chaque décision possible à chaque valeur admissible des différentes variables d'état d'un système afin d'en déterminer la performance et ultimement d'identifier une suite de décisions menant à un résultat optimal. L'approche par programmation dynamique utilise un procédé logique unique, nommé le principe d'optimalité de Bellman, défini comme suit [137]:

An optimal policy has the property that whatever the initial state and initial decision are, the remaining decisions must constitute an optimal policy with regard to the state resulting from the first decision.

Ce principe propose qu'une solution optimale est valide lorsque, peu importe l'état initial et la décision initiale, les décisions subséquentes constituent une solu-

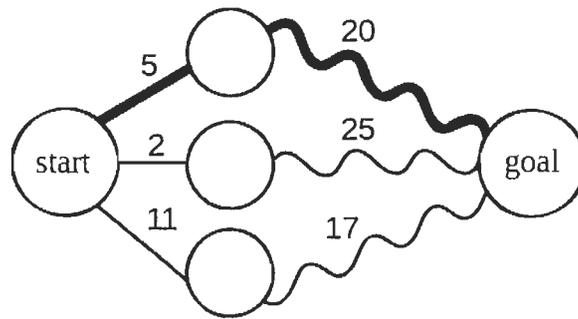


Figure 2.4.2: Diagramme conceptuel du principe de fonctionnement de la programmation dynamique.

tion optimale à partir de l'état résultant de cette première décision à partir de son état d'origine. Implicitement, cette logique exige de connaître à l'avance la suite de décisions menant à une solution optimale à partir d'un état et d'une décision de départ, en autant que celles-ci demeurent à l'intérieur du domaine admissible défini pour chacun de ces états. Ce concept est illustré de façon simplifiée à la Fig. 2.4.2.

À partir du point de départ de la Fig. 2.4.2, trois décisions sont admissibles, à trois coûts différents, le résultat escompté étant l'atteinte de l'objectif à un coût cumulé minimal: 5, 2 et 11. Sans connaissance de la suite du trajet, impossible de garantir un trajet optimal autrement que par la force brute, qui exige de tester chacune et d'en comptabiliser le résultat après coup, un effort laborieux et souvent impraticable en présence de systèmes complexes. Une solution aveugle pourrait par exemple sélectionner le chemin en apparence le moins coûteux (2) pour aboutir à une dépense majeure de 25 à la seconde jonction et ainsi obtenir un résultat sous-optimal. D'ailleurs, une telle situation est un exemple typique d'optimum *local*, le coût de 2 étant effectivement le plus bas à cette jonction précise, versus un optimum *global*, représentant l'optimum sur l'ensemble du système, qu'un algorithme de recherche non-global serait susceptible d'identifier par erreur. Par contre, si les dépenses de la seconde jonction (dans les termes de Bellman, le résultat d'un état et d'une décision initiale admissible) sont connues d'avance (20, 25 et 17), il est

possible d'évaluer que la décision initiale menant à une solution optimale est la branche 5.

En termes pratiques, l'algorithme de programmation dynamique parvient à cette connaissance *a priori* des états d'un système en calculant la performance des différents états et décisions de celui-ci à *partir de la fin* en remontant vers l'état initial. Dans l'exemple de la Fig. 2.4.2, cette étape préalable fournit l'information essentielle des coûts relatifs à la seconde jonction (20, 25 et 17) nécessaires afin d'évaluer la décision initiale d'emprunter la branche 5 avec la certitude d'obtenir une solution globale optimale.

Cette progression de la fin vers le début engendre une réduction massive de la charge de calcul requise afin d'identifier les solutions optimales à partir d'un état initial par rapport à l'approche "force brute". Par exemple, supposons que l'état initial présenté à la Fig. 2.4.2 est lui-même le résultat d'une décision préalable dans un système plus large. La progression de la fin vers le début nous informe déjà qu'à partir de ce point, le tracé optimal absolu menant à l'objectif est le passage par la branche 5 puis la branche 20, pour un coût total de 25. Donc, toute décision préalable menant à ce point devra invariablement emprunter ce même chemin et encourir un coût de 25 afin d'obtenir une solution optimale: il n'est donc *pas nécessaire de répéter l'évaluation des branches 2 et 11* car le tracé optimal est déjà connu. Les économies de calcul acquises par l'application de ce principe simple sont considérables; le Tableau 2.4.1 illustre un exemple simple comprenant 10 niveaux de discrétisation pour une variable d'état avec 4 niveaux discrétisés à son unique variable de contrôle.

Cet avantage notable en charge de calcul ainsi que sa preuve d'optimalité globale font de la programmation dynamique un outil de choix pour l'optimisation de systèmes complexes comme les VEH dans la littérature [12, 138, 139]. Toutefois, la technique n'est pas sans comporter ses propres limites. De prime abord, bien que la charge de calcul soit en effet grandement améliorée par rapport à l'énumération directe, celle-ci demeure relativement importante en face de principes itératifs basés sur la convergence qui peuvent converger vers un résultat, bien que possiblement

Table 2.4.1: Exemple de nombre d'itérations de calcul par programmation dynamique

Nombre d'étapes	DDP	Énumération
1	40	40
2	80	200
3	120	840
4	160	3400
5	200	13640
6	240	54600
L	40L	$\sum_{k=1}^L [10 * 4^k]$

sous-optimal, en peu d'itérations lorsque bien paramétrés.

Concrètement, le processus s'appuie sur la définition de variables d'état (par exemple, l'état de charge *SoC* de la batterie) et de contrôle (le courant venant de la *PEMFC* utilisé pour la recharge) discrétisés selon différents niveaux (le *SoC* ou le courant de recharge varient de 0 à 100% en incréments de 5%, par exemple), tout comme l'échelle de temps utilisée (20 minutes avec une prise de décision toutes les 30 secondes). La performance d'une décision individuelle est définie par un critère de performance adapté à la solution escomptée; par exemple, on mesurera les coûts monétaires liés à la dégradation de la batterie versus la dépense en carburant appliquée à la recharge de son *SoC* (ralentissant ainsi sa dégradation) pour identifier l'option la moins coûteuse à chaque intervalle de décision.

La quantité de calcul est d'ailleurs croissante en fonction du nombre de ces variables d'état, de contrôle, d'étapes et de niveaux de discrétisation, ce qui conduit à la limite que Bellman nomme la "malédiction de la dimensionalité" (*Curse of Dimensionality* dans ses propres mots [136]): l'augmentation du nombre de variables et de niveaux de discrétisation cause rapidement une charge de calcul difficile à manoeuvrer. Bien que cette limite se soit vastement assouplie avec la performance des ordinateurs modernes, il n'en demeure pas moins qu'elle demeure bien réelle. À titre de référence, les études long-terme présentées aux Chapitres 4 et 5 utilisent 4 variables d'état (le carburant dépensé (H_2), la dégradation de batteries (δ_b), la charge des batteries (Q_e) et la dégradation de la *PEMFC* (δ_{FC}) et une variable

de contrôle (la puissance de la PEMFC (u_{FC})) discrétisés de façon à obtenir des résultats pertinents au minimum de calcul possible, conduites sur plus de 2000 cycles d'environ 8000 secondes virtuelles chacun: l'optimisation de tels procédés sur un ordinateur personnel (PC) modeste requiert environ 30 jours de calculs en continu (24h/jour). L'ajout de deux variables supplémentaires nécessaires à l'optimisation conjointe du contrôle thermique du pack de batteries, la température θ_b et le contrôle de chauffage/refroidissement indirect liquide u_T , lors de la réalisation de [113], a requis environ 5 jours de calcul continus pour *un seul cycle* de 7500 secondes, rendant difficile, voire impossible, le traitement optimal du même problème sur l'échelle long-terme préconisée par ce travail.

La seconde limitation majeure de cette approche réside dans son atout le plus puissant, soit le procédé de résolution de l'état final vers l'état initial d'un système. Ce même principe requiert une connaissance complète *a priori* du trajet et des charges rencontrées par le système à être optimisé, autrement une telle opération est simplement impossible. Cet aspect limite donc l'optimisation par programmation dynamique aux applications dites *offline*, confinées à des environnements simulés numériquement. Les applications en temps réel dites *online*, qui incluent tout système d'optimisation applicable directement au contrôle de systèmes physiques, n'ont évidemment pas accès à ce type d'information en raison des éléments aléatoires de l'opération en temps réel. Il est à noter que des chercheurs ont proposé des solutions capables de se soustraire en partie à cette limitation, par exemple par l'exploitation de systèmes de prédiction sophistiqués, et d'utiliser des systèmes en temps réel calibrés d'après les résultats d'un processus de programmation dynamique [13, 140].

2.4.3 RAFFINEMENTS ET AMÉLIORATIONS

Plusieurs raffinements et améliorations furent conçues et implémentées à la méthode de base de la programmation dynamique au cours de ce projet afin de rendre celle-ci apte à traiter la vaste charge de calcul représentée par les études à long terme dans un temps et avec des moyens matériels raisonnables. Ces ajouts se dis-

tinguent avant tout par la complexité de programmation requise afin de les exécuter sans altérer la précision de la méthode de base. Bien qu'il serait peu intéressant de décrire celles-ci dans le détail, ces méthodes représentent néanmoins une part importante du travail et du temps investi en programmation lors de ce projet et méritent donc d'être résumées ici.

En premier lieu, il fut jugé propice d'éliminer d'emblée les plages de calcul discrétisés dans des régions que le système de VEH, à l'intérieur de conditions d'utilisation appropriées à chaque scénario, ne peut pas physiquement atteindre. Un algorithme complexe permettant donc d'éviter ces plages numériques, dont les limites varient dans le temps en raison de facteurs comme les cycles de conduite ou l'état de dégradation des batteries fut implémenté au processus long terme d'optimisation.

Dans le même ordre d'idées, une méthode que nous avons baptisée *discrétisation progressive* prend appui sur cette réduction des plages de calcul pour recalibrer à chaque itération les limites de la discrétisation des variables d'état à l'intérieur des valeurs limites fixées pour l'exécution de l'algorithme. En pratique, ceci résulte en progressivement moins de calculs à mesure que la plage valide est réduite, donc l'algorithme tend à s'accélérer au fur et à mesure que des valeurs au-delà de ses limites flexibles sont exclues plutôt que d'opérer sur un nombre fixe de niveaux de discrétisation.

Finalement, le maximum de données qu'il fut possible d'exclure de la boucle de calcul principale où s'exécute l'optimisation furent identifiées et déplacées dans un algorithme dit de *précalcul*. Ainsi, les données invariantes dans le temps, comme la puissance mécanique de conduite pour un cycle donné ou encore l'énergie de recharge par réseau public à un niveau de dégradation et de charge donné des batteries furent calculées et enregistrées dans des matrices en dehors de l'algorithme récursif principal, donc dans un module séparé complété avant l'exécution de celui-ci. Au besoin, l'algorithme principal recharge les données nécessaires à partir de ces tables précalculées plutôt que de les exécuter à chaque itération, une opération beaucoup plus efficace, logique et énormément moins lourde en calcul sur l'échelle long terme préconisée par ce travail.

2.5 ÉLÉMENTS COMPLÉMENTAIRES

Cette section traite brièvement des éléments du projet qui, bien qu'importants à sa complétion, revêtent un caractère moins critique à l'ensemble de sa réalisation.

2.5.1 THÉORIE DES CHAÎNES DE MARKOV

La simulation de performance d'un VEH nécessite l'utilisation de cycles de conduite afin de reproduire sa réponse lors d'intervalles de conduite active du véhicule. Une panoplie de cycles standardisés sont distribués par diverses entités de normalisation [141] et furent utilisés dans la construction du cycle urbain appliqué dans l'article [142] présenté au Chapitre 3.

Toutefois, l'étude long-terme proposée dans [143] et [144] aux Chapitres 4 et 5 requiert des cycles de durée et distance à la fois flexibles et supérieures aux données typiquement offertes par ces entités. La théorie des chaînes de Markov est un outil fréquemment utilisé dans de telles applications [145–147]. Son principe de base indique que l'état discret suivant un état initial est uniquement défini par cet état initial, donc est indépendant de son historique. Concrètement, son application à la génération de cycles de conduite requiert la création d'une matrice de probabilité du passage d'un état discret à un état suivant; comme cette matrice de probabilité est construite à partir des mêmes cycles de conduite standardisés utilisés en recherche [141], le résultat est un algorithme de génération de cycles de longueur et de durée variable statistiquement cohérents avec les cycles standards.

Ce principe fut appliqué afin de générer, dans le cadre des études conduites à long terme sur plusieurs milliers de cycles (Chapitre 5), une banque de cycles variables d'autonomie allongée d'environ 160 km, correspondant au jalon de 100 mi utilisé en mesure d'autonomie de VEH et dont le profil d'accélération correspond statistiquement aux standards du domaine.

2.6 REVUE BIBLIOGRAPHIQUE CONDENSÉE

La revue bibliographique présentée à ce Chapitre a pour objectif d'établir solidement l'état de l'art concernant les divers aspects visés par ce travail de recherche, notamment les véhicules électriques hybrides, les batteries électrochimiques et les piles à combustible au niveau de leur fonctionnement, leur modélisation et leur dégradation ainsi que l'optimisation. Bien qu'un tel état de l'art soit essentiel afin de guider un projet de recherche de cette envergure, il convient également de cibler les sources spécifiques qui ont été concrètement appliquées à la conception et à la réalisation du travail proposé. À noter que ce recueil condensé est présenté à titre informatif uniquement; la liste précise de références est incluse à chacun des articles individuels présentés aux Chapitres 3, 4 et 5.

2.6.1 VÉHICULE ÉLECTRIQUE HYBRIDE

L'architecture mécanique et électrique des véhicules modélisés fut directement calquée sur leurs homologues physiques à partir d'équations élémentaires d'ingénierie. Les données utilisées furent extraites des données du fabricant disponibles pour le véhicule expérimental basse vitesse Némó (Fig. 2.6.1)[148] associé à des mesures prises directement au laboratoire de l'UQTR, telles que décrites dans [142, 149, 150]. Le véhicule commercial utilisé dans les Articles 4 et 5 fut calqué sur la Chevrolet Volt [151, 152]. Lorsque pertinent, certaines composantes électriques et mécaniques calibrées originalement sur le Némó furent mises à l'échelle pour les adapter aux charges plus importantes demandées par la Chevrolet Volt. La base des cycles de conduites utilisés, tant à courte distance en milieu urbain qu'en longue distance via la génération de cycles par chaîne de Markov furent extraits de cycles standardisés nord-américains [141].

2.6.2 BATTERIES

Les modèles de comportement électrique des batteries électrochimiques, basées sur le principe du circuit équivalent, furent d'abord conçues autour du concept



Figure 2.6.1: Plate-forme expérimentale de véhicule électrique hybride à basse vitesse Némo [148].

proposé par [153], [154] et [155] visant à représenter des batteries de type acide-plomb, conformément à la plate-forme expérimentale Némo [148] utilisée dans la première phase du travail conduite durant le programme de maîtrise en Sciences de l'énergie et des matériaux. Les résultats de cette première phase, incluant la caractérisation expérimentale du pack de batteries du VEH Némo furent détaillés dans un mémoire [150] et une partie de ces résultats furent publiés dans [149] et dans l'article de journal scientifique [142] présenté au Chapitre 3.

La seconde phase du travail concentre son attention sur les batteries de chimie lithium-ion. Le modèle électrique de ce type de batterie s'appuie sur les travaux des mêmes auteurs, qui ont proposé une adaptation du principe proposé pour les batteries acide-plomb à la chimie lithium-ion dans [86]. Bien qu'incluant déjà des paramètres parfaitement adéquats, les valeurs de ce modèle adapté furent améliorées en appliquant les paramètres expérimentaux extraits à l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH) durant l'exécution du protocole de caractérisation publié dans [87, 107, 156] utilisant des batteries automobiles de chimie $LiFeMnPO_4$.

2.6.3 DÉGRADATION DE BATTERIES

Le concept général de modélisation de la dégradation des batteries fut basé sur le principe du *Ah-throughput* tel que proposé dans [96]. Ce dernier fut originellement adapté à la chimie acide-plomb via l'utilisation de données de cyclage du fabricant des batteries visées [157]. Le vieillissement calendaire basé sur l'équation d'Arrhenius et les valeurs d'énergie d'activation de la dégradation des batteries acide-plomb sont répertoriées dans [158].

Lors de la transition vers les batteries de chimie lithium-ion, les paramètres de cyclage requis pour l'adaptation du modèle basé sur le *DoD* furent extraits des données expérimentales publiées dans [102]. Ces paramètres furent par la suite enrichis par l'addition de données expérimentales extraites par l'équipe de l'IRH sur des batteries $LiFeMnPO_4$ présentées dans [92, 111]. Les valeurs d'énergie d'activation du vieillissement calendaire sont basées sur les données obtenues dans [99]; à noter que celles-ci furent mesurées sur une longue période et implémentées en conséquence de façon à diminuer avec le vieillissement des cellules, une amélioration nette dans la précision du modèle original qui utilise une valeur statique. Le modèle de vieillissement calendaire fut également amélioré par l'ajout des effets de l'état de charge *SoC* des batteries sur la progression du phénomène, tel que mesuré par [100], lors des travaux ayant mené à la publication de [144] présenté au Chapitre 5.

2.6.4 MODÉLISATION THERMIQUE

Le modèle original de comportement de batteries lithium-ion utilisé dans l'étude présentée en [113] fut amélioré par l'inclusion d'une variable expérimentale de capacité en fonction de la température selon les travaux présentés dans [46]. La gestion thermique du pack de batteries abordée dans cet ouvrage final fut construite autour de principes physiques fondamentaux [159, 160] et caractérisée à partir des données expérimentales sur le refroidissement indirect de batteries de VEH publiées par [161] et [162]. À noter que les travaux présentés aux Chapitres 3, 4 et 5 utilisent une représentation simplifiée où la température est maintenue à une

valeur ambiante de 20 ou 25 degrés Celsius, selon l'étude spécifique.

2.6.5 PILE À COMBUSTIBLE

En ce qui a trait à la pile à combustible à hydrogène de technologie PEMFC utilisée dans l'ensemble des travaux, la modélisation de sa consommation de carburant et de son comportement électrique fut réalisée sur la base théorique présentée dans [123]. Sa dégradation conceptualisée autour du cumul d'événement dommageables, tels que les cycles de démarrage-arrêt, se basent sur le modèle et les paramètres publiés dans [132]. Ce modèle de dégradation de la PEMFC fut implémenté aux travaux à partir du second article [143] présenté au Chapitre 5.

2.6.6 OPTIMISATION

La méthode d'optimisation par programmation dynamique conçue pour la réalisation de ce projet fut informée selon le volume original proposé par [137]. Les paramètres économiques utilisés dans celui-ci furent tirées de [16] pour le coût des batteries lithium-ion automobiles et [163] pour les tarifs d'hydroélectricité du réseau public représentatifs des valeurs courantes lors de la rédaction des articles (2015), alors que les valeurs pour une pile PEMFC [164] et l'hydrogène [165] sont extraits de prévisions étant donné le caractère expérimental de ces technologies qui exacerbe leur coût présent d'acquisition.

2.7 DU MÊME AUTEUR

En tout, ce travail de recherche a conduit à 7 publications, dont trois principales [142–144] présentées aux Chapitres 3, 4 et 5, respectivement. L'article [142] est centré autour d'un véhicule basse vitesse à batteries acide-plomb et examine les impacts des variations économiques sur l'issue de la gestion optimale de la dégradation des batteries de celui-ci. Le second article [143] se concentre sur la chimie lithium-ion à bord d'un VEH commercial et explore les variations engendrées par la dégradation à long terme sur la gestion économique optimale de celles-ci. Le

troisième [144] examine les effets à long terme d'une extension d'autonomie significative sur la gestion optimale des batteries et de la pile PEMFC d'un VEH et explore les avantages et les inconvénients d'une stratégie de remplacement préventive des batteries avant l'atteinte complète de conditions de fin de vie *EoL*. Une quatrième publication est actuellement en révision dans un journal scientifique et examine les effets d'une telle extension d'autonomie en détail sur une échelle à court terme d'un cycle de conduite unique.

Trois publications furent également produites et présentées dans le cadre de conférences de calibre international. La première [149] présente les résultats initiaux de modélisation et de caractérisation du VEH basse vitesse Nemo, de ses batteries et de leur dégradation. La seconde [166] propose une étude comparative des performances économiques de la gestion optimale de dégradation d'un VEH en environnement urbain. La dernière [113] ajoute l'aspect de la gestion thermique active du pack de batteries aux mécanismes de mitigation de la dégradation déjà en place pour les batteries lithium-ion et la pile PEMFC. Ce dernier aspect de gestion thermique ajoute une dimension nouvelle au-delà des objectifs initialement visés par le projet; malheureusement, le temps et les moyens n'ont pas permis d'exploiter plus loin cette facette et de produire des résultats suffisants pour une publication en journal scientifique avant la conclusion du programme de doctorat.

Quelques contributions sont également à noter. Notre participation aux travaux de collègues furent soulignés par l'ajout à titre de co-auteurs des travaux de [167] et de [168], qui explorent la gestion et la modélisation thermique de batteries en climat nordique, ainsi que ceux de [169], qui propose une étude sur une génératrice à essence convertie pour l'utilisation d'hydrogène comme carburant. Le mémoire produit à l'issue du programme de maîtrise, qui traite de la première phase des travaux présentés ici, fut également publié [150].

*Got a handful of stacks
Better grab an umbrella
I make it rain (I make it rain)
I make it rain on them hoes*

Dwayne Michael Carter Jr.

3

Le poids économique de la dégradation

EST-CE QUE LA GESTION ACTIVE DE DÉGRADATION DE BATTERIES envisagée dans le cadre de cette thèse est économiquement viable? Vu le fossé important entre le coût des batteries et celui du carburant, rien n'est moins certain...

D'entrée de jeu, l'état de l'art sur la connaissance des mécanismes de dégradation de batteries et des outils disponibles pour accomplir leur gestion active offrent la certitude qu'une telle gestion est bel et bien réalisable. Cependant, il est impératif de mesurer non seulement la faisabilité technique et théorique d'une telle proposition, mais aussi sa viabilité économique. En effet, bien que la dégradation de batteries soit un enjeu majeur du domaine des VEH, aucune solution, aussi solidement construite qu'elle soit, n'a d'espoir d'être appliquée de façon réaliste dans un cadre commercial aussi concurrentiel que celui des transports de masse si elle n'apporte aucun avantage économique à son utilisateur.

Ce premier article s'attarde non seulement à évaluer la viabilité économique de la méthodologie proposée selon une variété de paramètres mais également à examiner les impacts des fluctuations de coût de chacune des composantes en jeu sur l'issue de la gestion optimale de la dégradation des batteries de VEH.

3.1 LA VIABILITÉ ÉCONOMIQUE DE LA GESTION ACTIVE

L'article proposé ici s'intitule *Optimal economy-based battery degradation management dynamics for fuel-cell plug-in hybrid electric vehicles* et fut publié dans le volume 274 du *Journal of Power Sources* en 2015 [142]. L'étude proposée examine la performance comparative ainsi que les impacts des variations de coût des composantes énergétiques d'un VEH basse vitesse (batteries, carburant et recharge par réseau *plug-in*) sur l'issue de sa gestion économique optimale.

3.1.1 OBJECTIFS

L'hypothèse principale avancée par ce premier article est que la gestion optimale de dégradation de batteries d'un VEH via la recharge de celles-ci lors de la conduite active par un vecteur énergétique secondaire est économiquement viable. Outre cet objectif ciblé, les modèles de batterie acide-plomb validés expérimentalement à l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH), de dégradation et la méthode d'optimisation à court terme furent publiés dans leur forme originale pour la première fois ici et donc contribuent en eux-mêmes à l'originalité du travail.

En résumé, les contributions originales proposées dans ce premier article sont les suivantes:

- Présenter un modèle de batterie acide-plomb validé expérimentalement quant à son comportement électrique [149] et incluant un modèle complet d'évaluation de sa dégradation qui, bien que basé sur des références et techniques bien démontrées [96, 99, 158, 170] et des données issues du fabricant [157], est original dans la forme proposée.

- Proposer une étude originale axée autour de la dégradation des batteries de VEH, une carence marquée dans la littérature, incluant une évaluation comparative de performance versus des systèmes de gestion simplifiés communs dans l'industrie ainsi qu'une étude de sensibilité de cette solution aux variations économiques du marché.
- Développer et démontrer les performances découlant de l'utilisation d'une méthode de gestion optimale d'énergie de VEH conçue expressément pour les objectifs de l'étude.
- Contribuer à la discussion sur les VEH en faveur des technologies de batteries à faible coût, comme les batteries acide-plomb, pour des applications spécifiques où leurs avantages économiques sont significatifs.

3.1.2 MÉTHODOLOGIE

Le véhicule basse vitesse, construit autour de la plate-forme expérimentale Némó [148], inclut un pack de batteries acide-plomb (validé expérimentalement à l'IRH [149]) et une pile à combustible PEMFC à hydrogène ainsi que la possibilité de recharge par branchement direct au réseau électrique public à la conclusion de son cycle de conduite. Le cycle de conduite proposé est une répétition en boucle du cycle standard *Urban Dynamometer Driving Schedule* (UDDS) [141] conduit sur une unité temporelle symbolisant une journée de 24h (8h de conduite suivie de 16h en conditions d'entreposage où la recharge par branchement au réseau public est accessible).

L'étude propose une gamme de résultats issus de l'optimisation complète du véhicule conduite sur une unité de 24h ainsi définie. Cette optimisation, basée sur la programmation dynamique, s'appuie sur un critère économique et produit un profil d'utilisation de la pile PEMFC résultant en un coût minimal d'opération du véhicule incluant la dépense de carburant, la recharge par réseau public ainsi que la dégradation des batteries, qui peut être ralentie via l'intervention de la PEMFC alimentée par de l'hydrogène lors de la conduite ainsi que par sa recharge post-cycle en conditions d'entreposage via le réseau public.

La performance de la méthode est examinée par une étude de sensibilité économique ainsi que par une étude comparative vis-à-vis 3 solutions alternatives, incluant une option sans aucune intervention externe aux batteries, visant à bien cerner les avantages économiques de notre méthode ainsi que les limites à l'intérieur desquelles l'application de celle-ci est non-triviale.

3.1.3 RÉSULTATS

L'étude comparative, sans surprise, révèle une performance économique nettement supérieure de la technique optimale versus les approches alternatives non-optimales basées sur des règles linéaires communément utilisées dans l'industrie, ainsi qu'en face d'une alternative neutre dite *Unmanaged* excluant toute intervention de la pile PEMFC durant la conduite. Fait notable, l'approche optimale est la plus exigeante en carburant, mais son utilisation "intelligente" du pouvoir de recharge de la PEMFC fait en sorte que son atténuation efficace de la dégradation de la batterie est suffisante pour la porter au premier rang des économies du coût d'opération global du VEH, en plus de permettre à celles-ci une durée de vie projetée beaucoup plus élevée.

L'étude de sensibilité économique permet quant à elle de répondre à l'hypothèse centrale du travail proposé: la gestion active de la dégradation de batteries est économiquement viable, mais sa performance dépend des écarts de coûts entre chaque composante consommée.

On identifie par la suite des plages aux extrêmes où la solution optimale devient triviale: par exemple, des batteries très dispendieuses associées à un carburant très économique produiront une solution "tout-carburant" où l'utilisation des batteries est désavantageuse en toutes circonstances, et vice-versa. On note cependant que les paramètres utilisés dans l'étude, tirés de données économiques réalistes pour chacune des composantes en jeu, s'inscrivent clairement à l'intérieur des bornes non-triviales de résolution optimale. Outre les paramètres économiques majeurs représentés par les batteries et le carburant, on observe également que les coûts relativement faibles de recharge par réseau public peuvent faire varier dramatique-

ment le profil de recharge du VEH dans certaines conditions spécifiques où la différence entre coûts de batteries et de carburant est particulièrement équilibrée.

3.1.4 CONCLUSIONS

Tous les objectifs énoncés sont atteints. Le travail est parvenu non seulement à valider la viabilité économique du processus de gestion optimale, mais propose également des balises à l'intérieur desquelles l'application de celui-ci résulte en une solution non-trivial hors des réponses "tout ou rien". Au-delà des résultats proposés ici, la méthode proposée pour définir ces balises constitue un outil intéressant pour l'évaluation de ce type de problématique; des travaux futurs, utilisant par exemple des composantes et modèles de différente conception, pourront en faire usage de la même façon pour tracer des bornes équivalentes.

Le processus de gestion optimale lui-même ainsi que les modèles proposés ont tous produit des prédictions réalistes en accord avec les données disponibles sur le sujet. De plus, le travail procure effectivement un argument positif en faveur de l'utilisation de batteries peu dispendieuses, comme les acide-plomb, à l'intérieur de systèmes de VEH spécifiques comme celui-ci, et ce même en face de carburants dispendieux comme l'hydrogène.

3.2 JETER LES BASES DE LA GESTION ACTIVE DE LA DÉGRADATION

Ce premier article s'inscrit comme premier pas dans le travail global réalisé dans cette thèse, donc l'objectif central demeure l'étude de la gestion optimale de dégradation de vecteurs énergétiques dégradables à bord de VEH. À ce titre, ce dernier jette les bases de l'approche économique envisagée par le processus de gestion optimale et démontre la viabilité de celui-ci vis-à-vis de paramètres économiques réalistes. Il propose également une première version des travaux de la thèse à la communauté scientifique, qui fut évidemment révisée, acceptée et publiée dans le journal de calibre international *Journal of Power Sources*. De plus, il propose un outil puissant capable de tracer les limites de viabilité de processus de gestion similaires.

Ce premier pas comporte toutefois certaines limites qui seront abordées dans les articles subséquents. D'entrée de jeu, la représentation basée sur le véhicule basse vitesse Némó, bien qu'initialement un atout en raison de l'existence de la plate-forme expérimentale du même nom disponible à l'IRH, limite la portée des travaux proposés à un marché de niche. De plus, l'échelle de temps d'un cycle de 24h, quoique supérieure aux études couramment conduites sur un cycle de conduite individuel de quelques minutes, ne traduit pas pleinement les complexités de la dégradation de composantes typiquement étalées sur plusieurs années. Finalement, certains paramètres, faute de données et de modèles fiables, ne furent pas inclus dans leur entièreté à cette étude, dont la dégradation de la PEMFC.

3.3 ARTICLE 1: OPTIMAL ECONOMY-BASED BATTERY DEGRADATION
MANAGEMENT DYNAMICS FOR FUEL-CELL PLUG-IN HYBRID ELEC-
TRIC VEHICLES



Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Power Sources

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jpowsour

Optimal economy-based battery degradation management dynamics for fuel-cell plug-in hybrid electric vehicles

François Martel^{a,*}, Souso Kelouwani^b, Yves Dubé^b, Kodjo Agbossou^a^a Hydrogen Research Institute and Department of Electrical Engineering at Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Québec G9A 5H7, Canada^b Hydrogen Research Institute and Department of Mechanical Engineering at Université du Québec à Trois-Rivières, Trois-Rivières, Québec G9A 5H7, Canada

HIGHLIGHTS

- The design of an economy-based battery degradation management process for PHEVs.
- A sensitivity study of this process to the cost fluctuations of its energy carriers.
- An extension of proven modeling techniques used for battery degradation prediction.
- An argument for the relevance of inexpensive battery technologies aboard PHEVs.

ARTICLE INFO

Article history:

Received 2 August 2014

Received in revised form

26 September 2014

Accepted 2 October 2014

Available online 16 October 2014

Keywords:

Batteries

Battery degradation

Electric vehicles

Optimal control

Dynamic programming

Energy management

ABSTRACT

This work analyses the economical dynamics of an optimized battery degradation management strategy intended for plug-in hybrid electric vehicles (PHEVs) with consideration given to low-cost technologies, such as lead-acid batteries. The optimal management algorithm described herein is based on discrete dynamic programming theory (DDP) and was designed for the purpose of PHEV battery degradation management; its operation relies on simulation models using data obtained experimentally on a physical PHEV platform. These tools are first used to define an optimal management strategy according to the economical weights of PHEV battery degradation and the secondary energy carriers spent to manage its deleterious effects. We then conduct a sensitivity study of the proposed optimization process to the fluctuating economic parameters associated with the fuel and energy costs involved in the degradation management process. Results demonstrate the influence of each parameter on the process's response, including daily total operating costs and expected battery lifetime, as well as establish boundaries for useful application of the method; in addition, they provide a case for the relevance of inexpensive battery technologies, such as lead-acid batteries, for economy-centric PHEV applications where battery degradation is a major concern.

© 2014 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Electrochemical batteries will be a lynchpin of the next global energy economy, in large part because of the shift away from the rapidly depleting fossil fuels reserves towards cleaner, more efficient energy carriers. However, current battery technology is still far from meeting this challenge; chief among their shortcomings is the decay of their electrochemical components, which results a limited lifespan. While this is a behavior shared with most similar

systems, it is especially acute given the harsh operating conditions found aboard a hybrid electric vehicle (HEV). As such, it is necessary to develop effective means to manage this degradation if successful transition to electric modes of transportation is to be achieved.

This paper proposes a study on the economical dynamics of battery degradation management aboard HEVs. It is built upon numerical models validated via a physical plug-in hybrid electric vehicle (PHEV) platform; at the core of these models is a battery pack, which was enhanced to include its major degradation mechanisms. An optimization algorithm was designed using discrete dynamic programming theory (DDP) to determine an optimal strategy for operating a multi-source PHEV at minimum financial cost when battery degradation is considered. We further explore the response of such a process to the fluctuating economic parameters represented by its fuel and energy carriers.

* Corresponding author.

E-mail addresses: francois.martel1@uqtr.ca (F. Martel), souso.kelouwani@uqtr.ca (S. Kelouwani), yves.dube@uqtr.ca (Y. Dubé), kodjo.agbossou@uqtr.ca (K. Agbossou).

<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.10.011>
0378-7753/© 2014 Elsevier B.V. All rights reserved.

1.1. Literary review

This paper builds upon previous work by the author [1,2], in the hybrid electric vehicle domain; its main focal points can be summed up by the following three areas of research.

1.1.1. Electrochemical battery modeling

The economic focus of this work guided our attention to inexpensive battery technologies, such as lead-acid batteries: as one of the more mature technologies available [3], their degradation is also better understood. Lead-acid batteries have received less attention [4], since most “modern” chemistries outperform their lead-acid counterparts in every area [5], with the exception of their low cost [6] and small environmental footprint [7], which justify their market share on par with lithium-ion batteries [8]. A strong case has been made that these seemingly outdated devices remain competitive in many realms of development [9–12], and may even prove to be a key player in the future of HEVs [13].

Battery models can be divided into three general sub-groups [14]. *Electrochemical* models aim to reproduce the chemical interactions occurring at the batteries’ core [15] through various means [16–18]. While these can provide a great level of precision, they are typically too computationally-demanding to be directly applicable to optimal control design [19]. *Mathematical* models, on the other hand, reduce the complexities of battery chemistry to simple generic equations [20–22]. These typically offer fast computing times, but are ill-suited to represent dynamic battery behavior [20]. The *equivalent circuit* approach represents battery behavior as an idealized electric circuit [23] and have demonstrated accurate simulation of complex battery dynamics [24], are easily characterized [25], adaptable [26] and demand manageable computing times [27], all of which agree with our design goals.

1.1.2. Battery degradation modeling

Battery degradation modeling has evolved independently from classic battery modeling: battery electrical behavior is well-understood, their degradation is not [28]. The numerous mechanisms governing battery degradation are complex, non-linear and strongly interrelated [29]; moreover, they occur slowly and are sensitive to their operating conditions [30], making their practical analysis difficult. Promising solutions have been proposed to predict battery degradation, [30–38], though literature still does not provide a single, all-encompassing degradation model. We propose an amalgam of models, each based on proven techniques [30,32,33,39] adapted to use available experimental degradation data [39–42] to suit the particularities of this work.

1.1.3. HEV power management

HEV power management combines multiple energy carriers to achieve efficient mobility [43]. Proposed methods to achieve this goal include a wide range of numerical techniques [44–49]; each revolves around a precise objective [50–53]. Furthermore, if *a priori* knowledge of vehicle driving loads is available, dynamic programming [54,55], can be used as an effective tool, which we chose for the task. Regardless of the technique, significant inclusion of battery degradation within PHEV power management strategies is still uncommon [56].

1.2. Problem statement

Consider a light-duty PHEV built in a series architecture [57]. This vehicle’s main energy carrier is a rechargeable battery pack of sufficient capacity to complete a known driving load; recharge is

available through public grid plug-in when the vehicle is stationary. It is well-established that batteries degrade faster according to specific operating conditions, such as their depth-of-discharge (DOD)/state-of-charge (SOC) and repetitive charge/discharge cycling. Our hypothesis is that we can define an economically-advantageous recharge schedule that will maintain battery DOD at optimal levels to reduce this costly degradation. To achieve this goal, the vehicle features a hydrogen-powered polymer electrolyte membrane fuel cell (PEMFC), which can assist the battery pack at any given time and in varying amounts. This component was chosen to reinforce our hypothesis: we believe that the economic impacts of battery degradation are significant enough to warrant active management even when inexpensive batteries are weighed against an expensive fuel such as hydrogen.

Given the above conditions, we seek to define an optimal battery charging schedule using the on-board PEMFC over a day-long driving cycle, while simultaneously minimizing the PHEV’s overall operating cost generated by:

- 1) Expenses from spent hydrogen fuel.
- 2) Post-cycle public grid recharge costs.
- 3) Degradation of the battery pack and the cost of its eventual replacement.

Because of a) the batteries’ sufficient capacity to complete the driving cycle on their own and b) the relative cheapness of public-grid recharge vs. hydrogen fuel, additional fuel is expected to be used solely to manage the costs incurred by battery degradation. Since the optimal solution is focused on economic performance, this paper proposes a sensitivity study of the proposed optimal process to its fluctuating cost parameters; its goal is to validate the economic viability of the proposed solution, to evaluate the range within which its application is non-trivial and to analyze the relative influence of each individual economic parameter on its outcome.

1.3. Core contributions

This work utilizes two intertwined battery models that are validated according to lead-acid battery chemistry; its degradation model, in particular, is an original extension based on proven designs. Those are backed by original experimental data, and include a broad spectrum of parameters such as gradual performance losses and lifetime prediction. Such batteries have received little attention where PHEVs are concerned. Some literature does suggest that they could remain contenders in this arena: the results of this paper agree with those claims. As such, we provide an argument in favor of their inclusion within economical PHEV applications. The present article uses tools developed for PHEV simulation to explore the sensitivity of an optimal battery degradation management strategy to the fluctuating costs of its energy carriers. Such a degradation-focused strategy is uncommon in literature, as is the study of the dynamics caused by economic variations on such a process.

1.4. Article outline

This paper is split into the following 8 sections. Section 2 will address everything related to numerical modeling, including PHEV components and the battery electrical model; Section 3 will cover the proposed battery degradation model in detail. Section 4 will provide experimental validation for the presented models. Section 5 is concerned with the optimization process. Sections 6 and 7 will respectively provide simulation results and their analysis, while Section 8 will summarize said findings and conclude the article.

2. PHEV models

2.1. Energy balance

To assess the PHEV's battery pack's operating conditions, it is necessary to monitor the energy flow between itself and the vehicle's power systems. This requires knowledge of the architecture of the modeled PHEV, presented in Fig. 1. This series configuration is patterned after a physical vehicle (Fig. 6) used for validation presented in Section 4; while this modeling approach restricts certain aspects of this work, it allows for direct validation using the available PHEV platform. This architecture's power balance relationship is represented by Eq. (1).

$$E_b(k + 1) = E_b(k) + [P_{FC}(k) + P_g(k) - P_m(k)]\Delta t \quad (1)$$

where E_b is battery energy, P_{FC} , P_g and P_m are power values imposed on the battery pack from the fuel cell, public grid and traction motor, respectively, for each simulation step k of sampling time Δt .

The power balance of Eq. (1) indicates that battery energy evolution over a given simulation interval $E_b(k + 1)$ requires knowledge of its initial state $E_b(k)$ and the contribution of each individual component within the PHEV's architecture, as described in the following sub-sections.

2.2. Driving cycle

The input signal driving the PHEV model are instantaneous speed values given by its driving cycle. The basic building block used for this work is the Urban Dynamometer Driving Schedule (UDDS) [58], represented in Fig. 2. This cycle was purposefully designed to stimulate battery degradation phenomena. It is built from a concatenation of UDDS driving cycles adapted to the limits of the experimental PHEV's parameters, namely its 40 km h^{-1} top speed (Table 1), and will discharge a new, unsupported battery

pack from a near-full 95% to roughly 8% SOC during its course. The cycle's 97.03 km total driving distance is spread over a full day to allow a realistic length of time for battery degradation effects to occur; 8 h are spent under the active driving conditions of Fig. 2, with the remaining 16 h stationary and available for grid recharge.

2.3. Physical drivetrain

Vehicle physics are represented by the summation of external and internal forces occurring during driving conditions, as described by Eqs. (2)–(4).

$$F_v(k) = m_v v(k) + \frac{1}{2} \rho_a C_d A_w v(k)^2 + m_v g \sin(\theta(k)) + m_v g \mu \cos(\theta(k)) \quad (2)$$

$$T_w(k) = F_v(k) * r_w \quad (3)$$

$$P_{mec}(k) = T_w(k) * \omega_w(k) \quad (4)$$

where F_v is the total force resisting vehicle movement, m_v is the vehicle's mass, v is its linear speed, ρ_a is air density, C_d is the vehicle's aerodynamic coefficient, A_w is its frontal area, g is gravitational acceleration, θ is the road grade, T_w is the torque at the wheels, r_w is those wheels' radii, P_{mec} is mechanical power and ω_w is wheel angular speed, all for a given simulation step k ; aerodynamic coefficient C_d was determined experimentally from road tests and m_v , v , A_w , r_w through direct measure as mentioned in Section 4.1, road grade θ is flat throughout.

These resistive forces are driven by vehicle speed v and acceleration values determined by the driving cycle. This is defined as a one-dimensional kinematic approach to vehicle modeling [59]: resistive forces are translated into instantaneous torque, speed and mechanical power values (3) and (4).

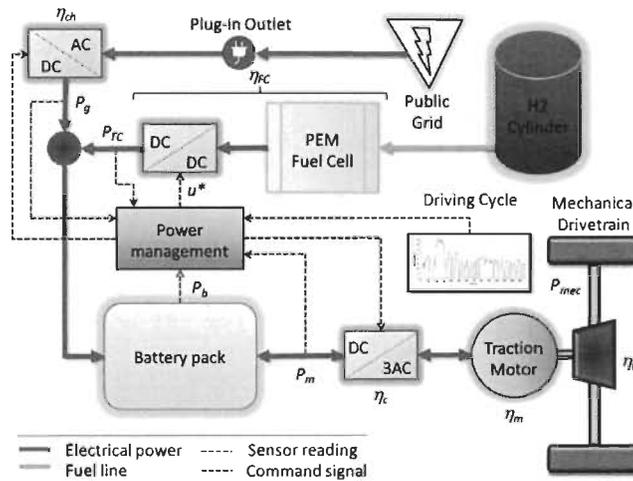


Fig. 1. Series architecture of the modeled PHEV, based on the configuration of the experimental platform used for validation in Section 4.

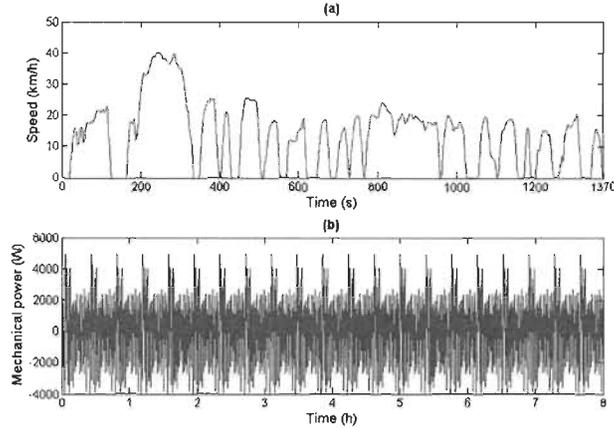


Fig. 2. The adapted Urban Dynamometer Driving Schedule (UDDS) cycle (a) and the daily PHEV kinematic mechanical power demand (b).

2.4. Electrical drivetrain

The main electric components of the HEV's drivetrain were reduced to efficiency values, derived from static maps and according to each system's instantaneous operating point. This is used to translate mechanical power P_{mec} directly into corresponding electrical power required of the traction motor, P_m , as expressed by Eq. (5).

$$P_m(k) = [\eta_t(k)\eta_m(k)\eta_c(k)]^{-1} P_{mec}(k) \tag{5}$$

where P_m is motor electrical power imposed on the battery pack, η_t , η_m and η_c are efficiencies for the PHEV's transmission, motor and motor controller/converter, respectively, each an instantaneous value at step k ; motor η_m and controller η_c values utilize experimental efficiency maps of Figs. 6 and 7 found in Section 4.1, while transmission η_t is a constant value of 0.96, corresponding to a two-stage, ground-gear configuration.

Table 1 Experimental PHEV specifications.	
Physical	
Dimensions	L 3.48 mW, 1.52 mH, 1.90 m
Wheels	175/70R13
Weight	896 kg
Load capacity	453 kg
Performance	
Top speed	40 km h ⁻¹
Acceleration (0–40 km h ⁻¹)	6.5 s
Autonomy (battery only)	95 km
Powertrain	
Motor	ACX-2043, 3ϕ AC/4.8 kW
Transmission ratio	12, 44:1
Battery pack	
Battery pack	9 × 8 V
Battery type	Deep cycle lead-acid
Battery charger	2.5 kW

2.5. Plug-in battery recharging circuit

The plug-in capabilities of the vehicle require a power converter to interface between AC grid power and the battery pack. This component is represented by an efficiency curve using parameters given by its manufacturer [60] as found in Fig. 7 from Section 4.1. This charging circuit is used to convert power from the public grid into useable battery energy, as given by Eq. (6).

$$P_g(k) = P_{grid}(k)\eta_{ch}(k)\sigma_v \tag{6}$$

$$P_{grid}(k) = V_b(k)I_g(k) \tag{7}$$

$$\sigma_v = \begin{cases} 0, & v(k) \neq 0 \\ 1, & v(k) = 0 \end{cases} \tag{8}$$

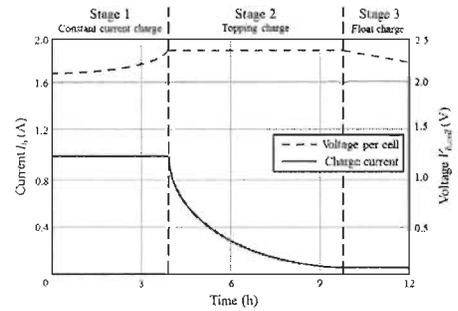


Fig. 3. 3-Stage battery charging algorithm used for post-cycle public grid recharge, regulating recharge current I_b according to battery voltage $V_{b,ocf}$.

where P_g and P_{grid} are public-grid electrical power values at the battery poles and at its external source, respectively; η_{ch} is the battery charger's instantaneous efficiency at step k , σ_v is a trigger value to enable grid recharge only while the PHEV is stationary. V_b is battery voltage from the battery model of Eq. (14) below and I_g is the recharge current drawn from the public grid. The intensity of I_g at any given step k follows a rule-based charging profile driven by instantaneous battery cell tension $V_{b,cell}$ as illustrated by Fig. 3.

2.6. Polymer electrolyte membrane fuel cell

Modeling of the PEMFC was done in two parts, the first being the evaluation of its efficiency, once again defined by an efficiency curve in Fig. 8 of Section 4.1. PEMFC efficiency can be defined in various ways, from minute in-cell reaction rates [61] to general system-wide values incorporating all auxiliaries [62]. The latter was chosen, as shown by Eq. (9).

$$P_{FC}(k) = (u^*(k)\psi_{FC})\eta_{FC}(k) \tag{9}$$

where P_{FC} is the fuel cell power directed to the battery pack, u^* is the power demand signal from the optimal recharge profile, ψ_{FC} is a scaling factor corresponding to the fuel cell's maximum power output and η_{FC} is the instantaneous system efficiency at step k . The fuel cell can operate in blended mode with the PHEV's systems at any time during the driving cycle.

To monitor the hydrogen fuel spent during recharge intervals, the relations shown in Eqs. (10)–(12) are used. These utilize the higher heating value (HHV) of hydrogen, in keeping with the conservative parameters of the PEMFC's system-encompassing efficiency curve [62].

$$P_{H_2}(k) = (\eta_{FC}(k))^{-1}P_{FC}(k) \tag{10}$$

$$\dot{Q}_{H_2}(k) = P_{H_2}(k)HHV^{-1} \tag{11}$$

$$m_{H_2}(k+1) = m_{H_2}(k) + \dot{Q}_{H_2}(k)\Delta t \tag{12}$$

where P_{H_2} is the energy required in hydrogen form for a given power demand P_{FC} , η_{FC} is the fuel cell's efficiency map, \dot{Q}_{H_2} is the flow rate of hydrogen, HHV is hydrogen's higher heating value of $141.9 \times 10^6 \text{ J kg}^{-1}$ and m_{H_2} is the hydrogen mass consumed during a given step k of length Δt .

2.7. Battery electrical model

The battery electrical model is based on the work presented in Ref. [24]; where interested readers will find it in full detail. Its

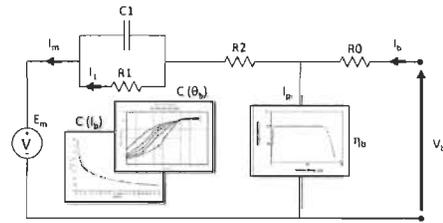


Fig. 4. Battery equivalent circuit model diagram, modified using experimental manufacturer's data curves $C(\theta_b)$, $C(\theta_b)$ and η_b , found in Figs. 11–13 respectively.

equivalent circuit is summarized in Fig. 4; the core equations linking this model to the PHEV power balance (1) are Eqs. (13)–(15).

$$E_b(k+1) = E_b(k) + V_b(k)I_b(k)\Delta t \tag{13}$$

$$V_b(k) = E_{m0}(\text{SOC}, \theta_b) - I_b(k)R_0(\text{SOC}) - I_m(k)R_2(\text{SOC}) - R_1(\text{SOC})I_m(k)e^{(-t/\tau_1)} \tag{14}$$

$$I_b(k) = \left[\frac{P_{FC}(k) + P_g(k) - P_m(k)}{V_b(k)} \right] \epsilon_b(\text{SOC}) \tag{15}$$

where V_b and I_b are battery tension and current, E_{m0} , R_0 , R_1 and R_2 are the equivalent circuit's elements from Fig. 4 dependent on battery state-of-charge SOC and/or temperature θ_b , t is the elapsed discharging time, τ_1 is a time delay value and ϵ_b is battery charge acceptance.

Since the battery pack acts as a floating DC bus within the PHEV's architecture, as shown by Fig. 1, it is subjected to every other power source (15); its charging/discharging current is therefore dependent on the power balance of the whole system and on its tension V_b at a given step k . Negative currents utilize the circuit model's varying resistance elements to reproduce discharge efficiency; charging uses an additional value ϵ_b to represent diminishing charge acceptance observed at high SOC values, as found in Fig. 12.

The equations for battery charge (16), state-of-charge and capacity (17) are central to the degradation model proposed in Section 3.

$$Q_e(k+1) = Q_e(k) + I_m(k)\Delta t \tag{16}$$

$$\text{SOC}(k+1) = \text{SOC}(k) - \frac{Q_e(k+1)}{C_d(k+1)} \tag{17}$$

where Q_e is battery charge, I_m is the current flowing through the battery's main branch, SOC is state-of-charge and C_d is degraded battery capacity, each for a given step k of length Δt .

3. Battery degradation model

The battery degradation model predicts the gradual loss of battery performance and its remaining lifetime. While it is separate from the equivalent circuit model, the two are closely intertwined. Degradation is modeled to account for a broad range of operating conditions by the conjunction of multiple modeling principles [30,32,33,39]. This section breaks down the proposed degradation model according to individual stress factors.

3.1. Discharge current

Batteries hold a finite amount of electrochemical energy which can be extracted via a discharge current until said "capacity" is reached. A similar principle can be applied to describe battery life, using an analogous capacity value estimated for the battery's entire lifetime. Discharge currents are tallied to account for this spent "lifetime" until end-of-life (EoL) is reached: this limit is predetermined at 80% of the batteries' initial capacity, as is standard practice in the industry [41,63]. Unlike battery energy, recharge does not reverse this loss. This approach is based on the "Ah-throughput" technique, and was designed within the framework described by Ref. [30], as found in Eqs. (18)–(21).

$$\delta(I_d, k) = \frac{\sum_{k=0}^t (I_d(k))\Delta t}{C_{i,max}} \tag{18}$$

$$I_d(k) = \begin{cases} I_b(k), & I_b(k) > 0 \\ 0, & I_b(k) < 0 \end{cases} \quad (19)$$

$$\text{DOD}(k) = 1 - \text{SOC}(k) \quad (20)$$

$$C_{i,\max} = \left| C_{\text{nom}} \times \text{DOD} \times n_{\text{cycles}}(\text{DOD}) \right|_{\max} \quad (21)$$

where δ is degradation fraction as a function of discharge current I_d and simulation step k , $C_{i,\max}$ is maximal battery lifetime capacity, C_{nom} is battery nominal capacity, DOD is depth of discharge, n_{cycles} is the number of discharge cycles at the corresponding DOD.

The data from Fig. 5 expresses battery lifetime as the number of times a battery can be discharged/recharged, or cycled, to a given DOD until EoL is reached. Discharge currents drained from the battery are cumulated, thereby accounting for extracted energy in Eq. (18); once the lifetime value $C_{i,\max}$ is reached, the battery has reached EoL. $C_{i,\max}$ is obtained numerically by finding the maximum value of Eq. (21) over the full range of DOD levels (0–100%) using manufacturer's data relating DOD to a number of charging cycles [41], as shown in Fig. 5.

3.2. Depth-of-discharge

The relationship represented by Eq. (18) does not take into account the additional stresses observed when operating at high levels of discharge, even when discharge currents are minimal [34]. To remedy this, a stress factor ϕ_{DOD} is determined, as shown by Eq. (22).

$$\phi_{\text{DOD}}(k) = 1 + \frac{(C_{i,\max} - C_i(k))}{C_{i,\max}} \quad \text{where } C_{i,\max} \geq C_i(k) \quad (22)$$

$$C_i(k) = C_b(k) \times \text{DOD}(k) \times n_{\text{cycles}}(\text{DOD}) \quad (23)$$

where ϕ_{DOD} is the depth-of-discharge stress factor, C_i is battery lifetime capacity at C_b , DOD and n_{cycles} , instantaneous values for battery capacity, depth-of-discharge and the associated cycle number from Fig. 5, respectively, at a given step k .

The battery's instantaneous lifetime capacity C_i is determined in a similar manner as $C_{i,\max}$ of Eq. (21) but according to instantaneous operating conditions. During discharge, deepening battery DOD levels draw C_i further away from the maximum capacity reference point $C_{i,\max}$: this causes the stress factor ϕ_{DOD} to grow from 1 to larger values at deeper discharge levels. This factor is used to

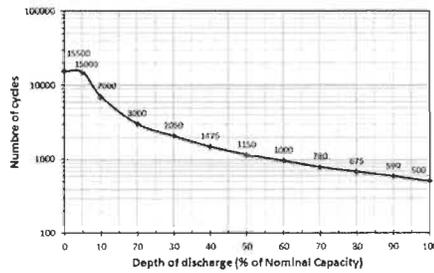


Fig. 5. Battery lifecycle number vs. depth-of-discharge (DOD) from manufacturer's data.

accelerate battery degradation through amplification of the cumulative discharge current (18), as shown by Eq. (24).

$$\delta(I_d, \text{DOD}, k) = \frac{\sum_{k=t_i}^t (I_d(k) \phi_{\text{DOD}}(k)) \Delta t}{C_{i,\max}} \quad (24)$$

3.3. Calendar life

The previous relations fail to represent the effects of calendar life, defined as the continuous degradation experienced by the batteries even when not in active use [64]. While these factors cannot be directly managed by the proposed DOD-based recharge strategy, typical vehicles are driven for a few hours out of each day; the remaining downtime and the associated degradation cannot be ignored.

This was modeled based on the Arrhenius relation, which describes the time–temperature dependence of reaction rates [39,65]. Knowing the activation energy associated with lead-acid battery degradation [39] allows the computation of this reaction rate for a given battery temperature, as shown by Eq. (25).

$$\delta(\theta_b, k) = \frac{\sum_{k=t_i}^t \left[\left(A e^{-E_a/R(\theta_b(k) - \theta_{ref})} \right) \phi_{\text{DOD}}(k) \right] \Delta t}{\lambda_{\text{float}}} \quad (25)$$

where θ_b is battery core temperature, θ_{ref} is a reference temperature value of 293.15 K (20 °C), A is an exponential prefactor, E_a is the approximate activation energy required for battery degradation-inducing reactions of 50 kJ mol⁻¹, R is the universal gas constant of 8.314 J mol⁻¹ K⁻¹ and λ_{float} is battery float lifetime given by its manufacturer [42], approximately 8 years. Battery core temperature variations θ_b were represented using the simple model provided by Refs. [24], which emulates internal-resistance joule heating; ambient temperature is maintained at a constant at 20 °C, the same as reference value θ_{ref} .

Battery float life λ_{float} represents the maximum amount of time a given battery can be stored under optimal, fully charged conditions; this value is reduced at low charge levels, even if the battery is unused [39]. To represent this, the stress factor ϕ_{DOD} was added to Eq. (25). This relationship continuously tracks the passage of time both when in and out of active vehicle drive cycles, accounting for degradation occurring off-cycle as well.

The complete degradation model of Eq. (26) is a summation of both separate cumulative values obtained from Eqs. (24) and (25).

$$\delta(I_d, \text{DOD}, \theta_b, k) = \frac{\sum_{k=t_i}^t (I_d(k) \phi_{\text{DOD}}(k)) \Delta t}{C_{i,\max}} + \frac{\sum_{k=t_i}^t \left[\left(A e^{-E_a/R(\theta_b(k) - \theta_{ref})} \right) \phi_{\text{DOD}}(k) \right] \Delta t}{\lambda_{\text{float}}} \quad (26)$$

The resulting parameter δ cumulates the spent lifetime of the battery pack according to its operating conditions and usage history at step k , growing from completely new (0%) to EoL (100%), where replacement is necessary.

3.4. Performance degradation

The effects of degradation are cumulative and have gradual repercussions on battery performance throughout their lifetime. This is represented through the usage of a degraded value for battery capacity, as described by Eq. (27).

$$C_b(k) = C(I_b(k), \theta_b(k)) - [C_{nom}(1 - EoL)\delta(I_d, DOD, \theta_b, k)] \quad (27)$$

where C is battery instantaneous capacity as a function of battery current I_b and temperature θ_b and EoL is battery end-of-life as an 80% fraction of its nominal capacity C_{nom} .

As degradation grows from 0 to 100%, a fraction of nominal battery capacity corresponding to EoL levels is removed from the PHEV's useable battery capacity, as utilized by the battery model of Eq. (17). The growth of this parameter not only leads to less useable capacity, i.e. more recharge for similar driving cycles, it is reflected on all SOC-dependent elements of Eq. (14) from the modified equivalent circuit model represented in Fig. 4.

4. Experimental model validation

The models used throughout this work were patterned after a physical PHEV [66], shown in Fig. 6, to facilitate their validation process. This light-duty truck was originally a battery electric vehicle (BEV) instrumented to serve as a research platform. It is a series-configured low-speed PHEV primarily powered by a 271 kg pack of nine 8 V "deep cycle" lead-acid batteries connected in series [40] to energize its single 5 kW, 3-phase electric motor [67]. Mechanical linkage is kept to a minimum, with the main motor connected directly to the rear wheels via a fixed-ratio gearbox. Secondary energy carriers, outside of its plug-in capabilities, include a hydrogen-fueled PEMFC [68]. The PHEV's overall specifications can be found in Table 1.

4.1. PHEV models validation

The primary input signals driving the PHEV physical model are instantaneous speed values given by its driving cycle, as found in Fig. 2. The driving cycle's speed, length, duration and the resulting battery SOC are coherent with the specifications given by Table 1.

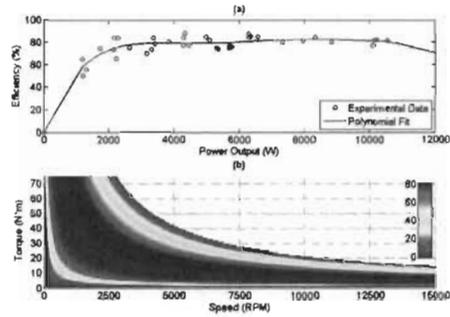


Fig. 7. PHEV motor efficiency η_m , experimental data readings including polynomial fit curve (a) and speed/torque distribution map (b).

Physical parameters used by Eqs. (2)–(4), i.e. vehicle's mass m_w , maximum linear speed v , aerodynamic coefficient C_d , frontal area A_v and wheel radius r_w were all obtained experimentally through direct measure and/or road test protocols.

The vehicle's 5 kW, 3-phase asynchronous motor's general specs can be found in Table 1; its efficiency map η_m from Eq. (5) is found in Fig. 7. This map was built from experimental data extracted from both engine and chassis dynamometer testing protocols [69] performed by our team.

The PHEV uses a specialized motor controller to ensure satisfactory drivability; this device also acts as an electronic power converter that follows an efficiency curve η_c used in Eq. (5) as provided by its manufacturer [70] in Fig. 8, between the PHEV's



Fig. 6. The experimental plug-in hybrid electric vehicle; back enclosure covers on-board hydrogen cylinder and PEM fuel cell system.

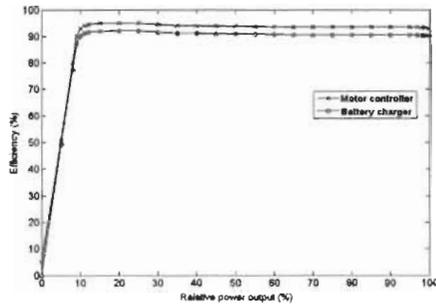


Fig. 8. Efficiency curves for power converters used by the motor controller η_c and battery recharge circuit η_{ch} .

batteries and its 3-phase asynchronous motor. Driver input and vehicle response is assumed to be in sync at all times. In similar fashion, the vehicle's circuit used for plug-in battery recharge of Eq. (6) follows an efficiency curve η_{ch} provided by its constructor [60], also found in Fig. 8.

Finally, the PHEV's fuel cell system was modeled according to its physical counterpart, using the parameters and efficiency curve from Fig. 9 given by its manufacturer [68]. In addition, its hydrogen cylinder's capacity, power output and duration are coherent with the models of Eqs. (9)–(12).

One should note that while the original vehicle's specifications are common amongst similar light-duty trucks, the presence of a PEMFC is not. This particular example was outfitted with one for the explicit purpose of serving as a research platform, and was transposed here as an additional element to reinforce our hypothesis.

4.2. Battery model validation

Battery characterization was realized using an additional reference found in Ref. [25] which describes an experimental protocol meant to distill the battery model's parameters from Eq. (14) and Fig. 4 from simple discharge tests. This protocol was iteratively applied to the same batteries used by the physical PHEV using a specially designed test bench. This bench uses a dynamic load

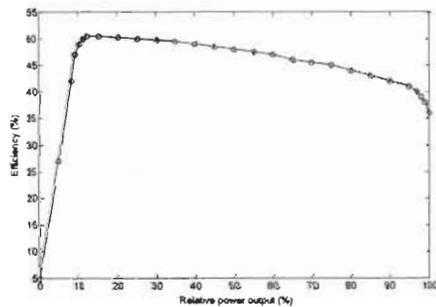


Fig. 9. PEMFC system efficiency curve η_{fc} .

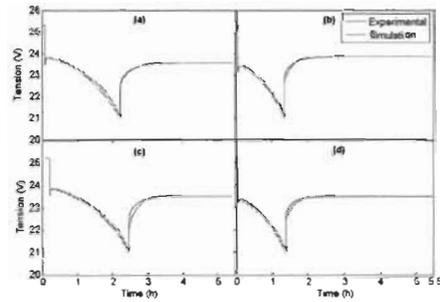


Fig. 10. Sample results from experimental battery discharge tests vs. simulation results at ambient temperatures of 25 °C using 50 A (a) and 75 A (b) and at 40 °C using 50 A (c) and 75 A (d) discharge currents.

driven by LabView[®] software to impose a controlled discharge current on the battery pack, recording its tension profile. The full spectrum of expected PHEV discharge currents were tested, providing a semi-empirical model through the assembly of the obtained parameter sets; sample results of this validation process are shown in Fig. 10.

It is well-established that battery capacity C is heavily dependent on its discharge current and temperature [36]. The original model [24] included straightforward equations representing capacity dependence on both factors; they were replaced by experimental data tables of Fig. 11 and Fig. 12 describing each of these relations [40,41]. Likewise, battery recharge behavior ϵ_b from Eq. (15), representing its diminishing charge acceptance at high SOC values, was modeled using an experimentally-defined charge efficiency curve found in Fig. 13 [42].

5. Global optimization process

The aim of this paper is to analyze the response of an economy-based optimal process focused on operating a PHEV at minimal cost while considering battery degradation, hydrogen fuel and grid recharge expenses. One way to design this process is to apply a global optimization technique capable of minimizing a multi-criteria objective function over a full daily cycle. For this task, a DDP [71] algorithm was developed. The product of this algorithm is a closed-loop static controller ensuring that for every admissible state value, the optimal control u^* is known; this information is in turn applied to a forward daily cycle to evaluate its performance.

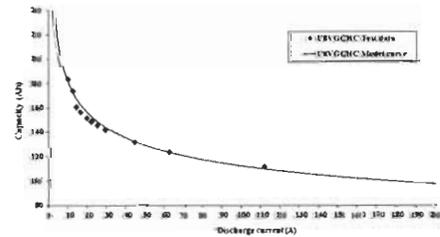


Fig. 11. Battery capacity dependence on discharge current, experimental data points and best-fit curve used for the numerical model.

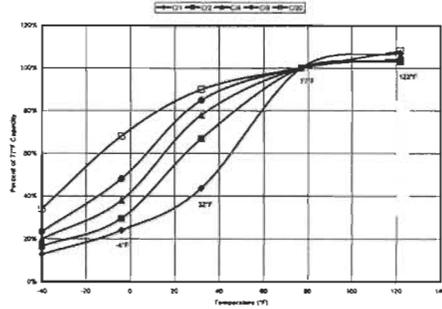


Fig. 12. Battery capacity dependence on temperature for different discharge currents, relative to nominal capacity at ambient temperature [41].

5.1. State and control variables

We first need to define the state variables required to solve the DDP algorithm. These represent the various PHEV consumables to be minimized, as shown by Eqs. (28)–(30) below.

$$x_{H_2}(k) \in X_{H_2} \quad (28)$$

$$x_d(k) \in X_d \quad (29)$$

$$x_{Qe}(k) \in X_{Qe} \quad (30)$$

where x_{H_2} is the hydrogen fuel spent during the cycle, x_d is the amount of battery degradation and x_{Qe} is the battery charge, each at timestamp k and subject to a specific admissible range of state values X_s detailed in Section 5.4.

To achieve an optimal solution, the algorithm uses a single control variable: the fuel cell power demand required to manage battery DOD through recharge [31].

$$u(k) \in U_{FC} \quad (31)$$

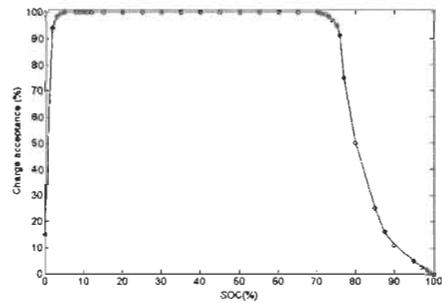


Fig. 13. Battery charge acceptance α_b , representing the diminishing effects of recharge currents at different levels of battery SOC.

where u is the control value applied to the fuel cell system, subject to control constraints U_{FC} described in Section 5.4.

5.2. Performance criteria

Next, we define criteria to evaluate the performance of every decision taken by the algorithm. Since this study is focused on economic performance, these criteria were designed to account for the financial expense related to each consumable, beginning with hydrogen fuel (32) and (33).

$$C_{H_2}(x_{H_2}, u, k) = \left[x_{H_2}(k) + \sum_{i=0}^M (\dot{m}_{H_2}) \Delta t_i \right] \alpha_{H_2} \quad (32)$$

$$\dot{m}_{H_2} = f(u, \eta_{FC}) \quad (33)$$

where C_{H_2} is the criterion representing hydrogen fuel expense, M is the number of timestamps i dividing a given step k , \dot{m}_{H_2} is the fuel cell hydrogen flow rate as defined by Eq. (12) in Section 2.6. Δt_i is the sampling time of i and α_{H_2} is the cost of hydrogen fuel in \$CAN kg^{-1} .

The equations of Eqs. (32) and (33) are used to monitor the cumulative cost of hydrogen fuel consumed for battery recharge over a given simulation step k . A similar relationship is used to track battery degradation costs (34) and (35).

$$C_d(x_d, k) = \left[x_d(k) + \sum_{i=0}^M (\delta_i) \Delta t_i \right] \alpha_b \quad (34)$$

$$\delta_i = f(I_d, DOD, \theta_b, k) \quad (35)$$

where C_d is the criterion for battery degradation cost, α_b is the battery pack cost in \$CAN, δ_i is battery degradation for a given sample time i as defined by the complete degradation model (26) found in Section 3.3.

Using Eqs. (34) and (35) allows the algorithm to associate a financial weight to gradual battery pack degradation: as operating conditions push δ closer to EoL, a corresponding fraction of the pack's replacement cost is added to the PHEV's operating cost.

Finally, we use the relationship of Eq. (36) to account for post-cycle public grid recharge of the battery pack.

$$C_{Qe}(x_{Qe}) = x_{Qe}(N) \alpha_g \quad (36)$$

where C_{Qe} is battery post-cycle recharge expense, N is the final step of the daily cycle and α_g is the public grid cost in \$CAN kWh^{-1} . The recharge expense related to final charge state $x_{Qe}(N)$ is evaluated according to the plug-in PHEV circuit, as defined in Section 2.5 and Eq. (6).

This equation adds a recharge cost to the optimal solution at the last step of the active driving cycle, as plug-in recharge occurs when the PHEV is stationary. However, this predicted cost is taken into account throughout the cycle, since depleted batteries require post-cycle recharge expenses and degradation that can be minimized through anticipatory battery charge management.

5.3. Objective function

We combine previous criteria into Eq. (37), an objective function used to evaluate the performance of every decision taken by the DDP algorithm, for every admissible state x_s and control value u at every step k .

$$J(x_s, u, k) = \frac{1}{2} \left(\sum_{k=0}^N [C_{H_2}(x_{H_2}, u, k)^2 + C_d(x_d, k)^2] + C_g(x_{Qe})^2 \right) \quad (37)$$

where J is the objective function for every state x_s and control u at every step k , while N is the total number of steps k dividing the daily cycle. The solution is not weighted towards a specific goal, such as extending battery lifetime or reducing fuel consumption: its sole purpose is keeping each state/economic cost close to zero.

5.4. Constraints

To agree with the simulation models and the physical mechanisms they aim to represent, we must apply constraints on both state and control variables. In general form, the state constraints are:

$$x_{H_2}(k) \in X_{H_2} = [x_{H_2,\min}, x_{H_2,\max}] \quad (38)$$

$$x_d(k) \in X_d = [x_{d,\min}, x_{d,\max}] \quad (39)$$

$$x_{Qe}(k) \in X_{Qe} = [x_{Qe,\min}, x_{Qe,\max}] \quad (40)$$

where $x_{s,\min}$ and $x_{s,\max}$ are minimal and maximal admissible values over a daily cycle for each individual state, respectively.

Each state variable is representative of a consumable used during PHEV operation over a daily cycle: minimal and maximal values for each state are predetermined outside of the optimization process by simulating a cycle using the PHEV models of Section 2 at corresponding boundary conditions.

The single control constraint, the recharge command sent to the PEMFC, is limited by:

$$u(k) \in U_{FC} = [u_{\min}, u_{\max}] \quad (41)$$

where u_{\min} and u_{\max} are the minimum and maximum relative control values for the recharge signal to the PEMFC, respectively 0 and 1. The final power output is limited by the PEMFC model, as described by Eq. (9) in Section 2.6. As with state constraints, only operating limits are considered; rates of change are not constrained and control response is supposed instantaneous.

An additional constraint is applied to the battery pack's SOC level, as described by Eq. (42) below.

$$SOC_{\min} \leq SOC(k) \leq SOC_{\max} \quad (42)$$

where SOC_{\min} and SOC_{\max} are the minimum and maximum admissible state-of-charge levels for the battery pack at any given step k .

This constraint is implemented as a soft limit on battery SOC, adding a cost penalty to recharge trajectories that approach the boundary SOC levels of Eq. (42). Its objective is to operate the battery pack within safe margins, leaving enough free capacity to prevent excessive battery charge and/or discharge during operation.

Finally, functional constraints applied throughout the process are represented by the following:

$$V_{b,\min} \leq V_b(k) \leq V_{b,\max} \quad (43)$$

$$I_{b,\min} \leq I_b(k) \leq I_{b,\max} \quad (44)$$

$$P_{m,\min} \leq P_m(k) \leq P_{m,\max} \quad (45)$$

$$P_{g,\min} \leq P_g(k) \leq P_{g,\max} \quad (46)$$

$$P_{FC,\min} \leq P_{FC}(k) \leq P_{FC,\max} \quad (47)$$

$$v_{\min} \leq v(k) \leq v_{\max} \quad (48)$$

$$m_{H_2,\min} \leq m_{H_2}(k) \leq m_{H_2,\max} \quad (49)$$

where the minimal min and maximal max limits for battery tension V_b , battery current I_b , power output of the motor P_m , public grid P_g and fuel cell P_{FC} , PHEV linear speed v and hydrogen fuel reserves m_{H_2} are represented, each set according to their respective manufacturer's data and/or experimental characterization as defined in Section 4.

6. Results and analysis

We apply the optimization process as described in Section 5 over a single daily cycle, iterating for a broad range of discrete cost values for hydrogen [72], battery [40] and public grid [73] to explore the influence of each cost value on the optimal battery degradation management's outcome. The results, unless noted otherwise, are presented as a grid of data points, each one the result of a fully optimized daily cycle: only discrete values for α_{H_2} [32], α_b [34] and α_g [36] used by the objective function of Eq. (37) are iterated upon.

6.1. Hypotheses

The models used for this study were patterned after, and validated using an experimental light-duty PHEV, as described in Section 4; its power demands, driving cycle, operating costs and energy consumption profile reflect this classification. Also, fuel cell assemblies exhibit degradation phenomena of their own, which can be managed through entirely different methods [62]. These were not represented: the PEMFC is assumed to be well-managed and to function adequately for the PHEV's useful lifetime, i.e. without replacement of the system. This is done to explicitly focus our study on the consumable fuel and grid power needed to manage battery degradation, as fuel cell degradation management is a complex research domain in its own right [74,5]. Moreover, these still-experimental devices carry a prohibitive cost that would dominate the optimal solution and trivialize the battery degradation management dynamics we aim to explore.

6.2. Comparative study

To demonstrate the effectiveness of the proposed optimal power management strategy, we compare its results to 3 commonly-used strategies [50]:

- 1) Unmanaged, i.e. without intervention,
- 2) Simple rule-based energy management (SRBEM),
- 3) Charge depleting and sustaining energy management (CDSEM).

The unmanaged approach is used as a comparative baseline and represents the completion of a daily cycle without any degradation management intervention: in effect, we ran the daily DDP algorithm with all parameters intact except for battery degradation, which we removed from the decision process of Eq. (37). The SRBEM strategy allows the battery to discharge to a predetermined

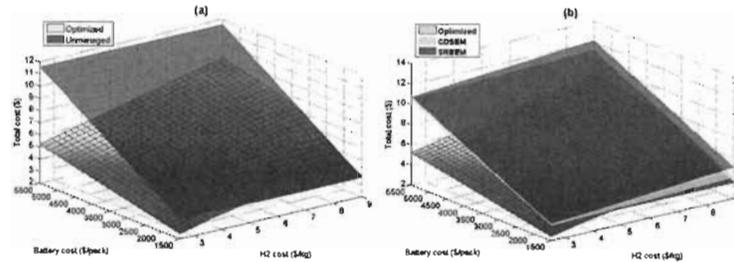


Fig. 14. Total daily operating costs result grid map according to discrete hydrogen fuel α_H , and battery pack costs α_B at a fixed public grid value α_G comparing battery degradation-based optimization vs. unmanaged (a) and SRBEM and CDSEM (b) alternative management strategies.

minimal level SOC_{min} , at which point it activates the PEMFC at a constant power value of P_{FC}^0 until battery charge rises to a level greater than a given value SOC_{max} . The CDSEM approach operates similarly until discharge reaches SOC_{min} , but uses the PEMFC to match the power transients of the driving load, effectively maintaining the battery charge at SOC_{min} for the remainder of the cycle. Those discharge limits were set at 25% for SOC_{min} and 75% for SOC_{max} , the standard values found in literature [76].

The results of Fig. 14 illustrate the operating cost comparison between optimized results and the unmanaged scenario over a wide range of hydrogen and battery cost values. In all cases, the optimized total operating cost is inferior to the unmanaged one, or is identical where cost values prohibit fuel-powered battery recharge. Also, Fig. 14 demonstrates a similar comparison with the SRBEM and CDSEM management techniques. The same conclusions hold true: the optimal operating costs are well below those resulting from both alternative methods.

However, total operating costs fail to represent the dynamics between the underlying energy carriers. To explore further, we examine the detailed hydrogen fuel consumption and battery degradation evolution of Fig. 15 over a single daily cycle for all 4 management solutions. All used fixed component costs values; overall comparative performance results are presented in Table 2. These results hint at the importance of battery degradation within the system: Fig. 15 shows that hydrogen consumption was highest using the optimal management strategy; it was also distributed throughout the cycle, as opposed to the late, sharp output of the SRBEM and CDSEM methods. Fig. 15 also shows that this distributed

recharge is more effective at slowing battery degradation, resulting in degradation costs, and ultimately overall costs, below alternative methods. Finally, Table 2 summarizes that the optimal solution exhibits the lowest daily total operating cost, as well as minimal costs for both battery degradation and grid recharge, even though its hydrogen consumption is highest. Its projected long-term costs are highest as a result of its 715-day battery lifetime, which is over 36% longer than an unmanaged battery pack under similar conditions. In all scenarios, the unmanaged option results in no hydrogen consumption whatsoever: this is coherent with our initial hypothesis that, since the battery pack is of sufficient capacity to complete the driving cycle, any additional fuel expense is used solely for battery degradation management.

6.3. Economical sensitivity study

The results of Fig. 16 represent the economic impacts the battery pack and hydrogen fuel costs, for a fixed grid cost value, on the total operating costs of an optimal daily cycle.

The average rate at which each parameter contributes to the overall operating cost is slightly more pronounced for battery degradation (10%) than for the fuel costs (9%). Also noticeable is a tendency for hydrogen fuel-induced cost growth to stall at lower battery cost values: this is a result of the optimal solution reaching a cost-ratio threshold beyond which all hydrogen recharge is disadvantageous.

To better illustrate this effect, we observe the influence of the costs of hydrogen fuel and of the battery pack, again for a fixed

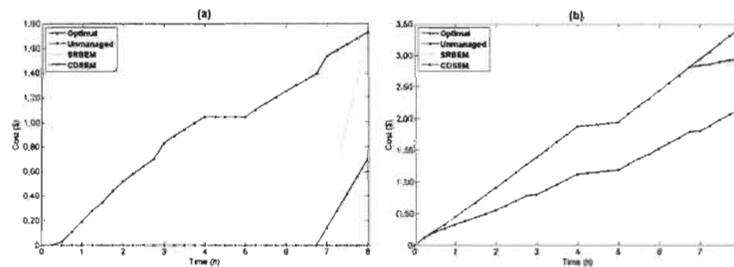


Fig. 15. Daily hydrogen fuel consumption cost (a) and battery degradation cost (b) evolution curves comparing battery degradation-based optimization results vs. unmanaged, SRBEM and CDSEM alternative management strategies.

Table 2
Comparative results for alternative management strategies.

	Unmanaged		Optimal		SRBEM		CDSEM	
	Day	Life	Day	Life	Day	Life	Day	Life
H ₂	0	0	1	1	0.97	0.80	0.40	0.33
δ	1	1	0.70	0.95	0.87	0.97	0.88	0.98
Grid	1	1	0.66	0.89	0.78	0.87	0.89	1.00
Total	1	1	0.98	1.35	1.14	1.28	1.00	1.12
Life	527	1	715	1.36	589	1.12	589	1.12

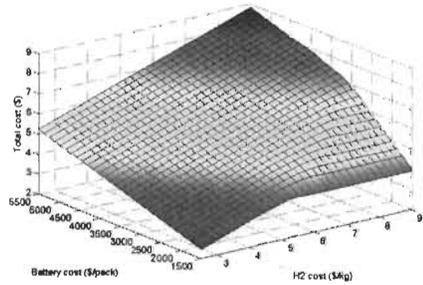


Fig. 16. Total daily operating cost grid map illustrating the optimal management strategy's response to discrete hydrogen fuel α_{H_2} and battery pack costs α_B at a fixed public grid value α_G .

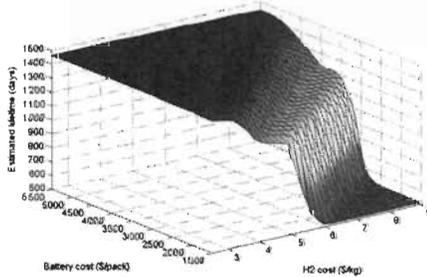


Fig. 17. Estimated battery lifetime grid map illustrating the optimal management strategy's response to discrete hydrogen fuel α_{H_2} and battery pack costs α_B at a fixed public grid value α_G .

power grid value, this time focusing on the estimated battery lifetime, as detailed by Fig. 17. These results indicate that both maximum and minimum estimated lifetime values occur at constant plateaus, respectively representing solutions where no battery discharge and full battery discharge (i.e. no fuel expense) are optimal. These extremes are of little interest; as such, the optimal

Table 3
Cost ratio boundaries.

Cost ratio	Lower limit	Upper limit
Battery pack:H ₂	295:1	545:1

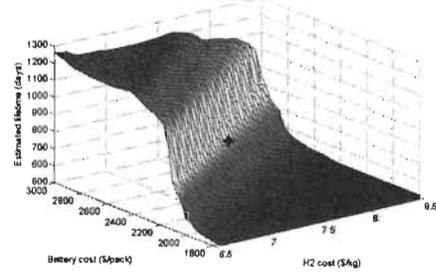


Fig. 18. Estimated battery lifetime grid map according to discrete hydrogen fuel α_{H_2} and battery pack costs α_B at a fixed public grid value α_G , displaying the actual cost of the components used by the experimental PHEV.

battery management strategy is expected to be viable within certain boundaries. Those results also suggest that ratios between the main cost components dictate these boundaries. Using the data from Fig. 17 allows for the approximation of these boundaries, shown for a fixed grid cost value in Table 3.

We then use a tighter set of economic values more closely centered on current (as of 2014) cost values for each component, as shown by Fig. 18. Highlighted within Fig. 18 are the actual cost values for each parameter as they are found on the experimental platform used for validation. This closer focus illustrates that the cost of each component involved falls well within the range of application defined in Table 3.

The effects of the public grid costs on total operating costs are demonstrated by Fig. 19. This figure represents the optimal total operating costs for various grid cost values, again presented as a

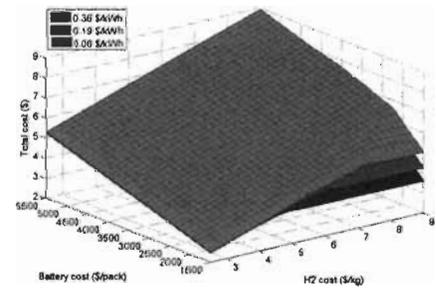


Fig. 19. Total daily operating cost grid map according to discrete hydrogen fuel α_{H_2} and battery pack costs α_B , represented for various grid cost values α_G .

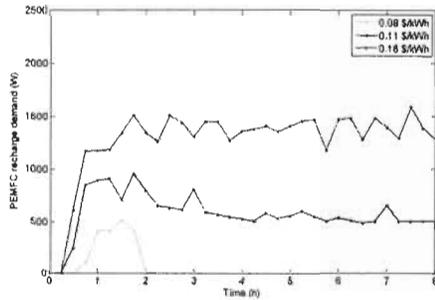


Fig. 20. Daily optimal recharge profile u^* for identical fixed hydrogen fuel and battery pack cost values, represented for various public grid costs.

function of both fuel and battery pack costs. Results show that the influence of power grid costs is more subtle than both batteries and fuel costs, shifting the overall solution slightly but without much impact on its profile. Total operating costs are therefore largely influenced by fuel and battery costs.

However, the significance of grid recharge costs is better represented on a smaller scale: Fig. 20 illustrates its importance on a series of optimal recharge profiles using progressively higher grid prices for identical battery and fuel cost values. It shows that a slight variation in grid costs can alter the optimal recharge profile significantly.

The data from Fig. 21 highlights another effect caused by this same variation. This figure breaks down the individual cumulative costs from the same optimal cycles covered by Fig. 20 and illustrates the results of two optimal cycles with a rise in public grid price from $0.10 \text{ \$ kWh}^{-1}$ to $0.12 \text{ \$ kWh}^{-1}$. It highlights a substantial trade-off between hydrogen, battery degradation and grid power with minimal impact on the total operating cost, as the comparative data from Table 4 demonstrates. This suggests that for certain conditions, the balance between fuel and battery degradation costs can be upset by slight variations in grid cost.

7. Discussion

Cost growth rates from Fig. 18 are shown to be on a comparable level for both battery degradation and fuel costs. This reveals that

Table 4
Comparative results for different grid costs.

	0.10 \$ kWh ⁻¹	0.12 \$ kWh ⁻¹	Difference
H ₂ fuel	0.12	0.59	+0.47
Battery degradation	0.70	0.35	-0.35
Grid recharge	0.18	0.06	-0.12
Total operating cost	1	1.01	0.01

batteries have a major impact on optimal operating costs when their degradation is taken into account, even when competing with a relatively expensive fuel source. Some information can be gleaned outside the boundaries determined by Figs. 17 and 18 and Table 3, where optimal solutions fall into all-or-nothing recharge behaviors. High ratios, where the battery pack is much more costly than hydrogen fuel, ultimately render any battery discharge disadvantageous: in this range, all driving power is assumed by the PEMFC. Since this energy is finite for a given driving cycle, fuel-related expense eventually settles at a linear rate according to its rising cost. However, since even fully-charged batteries inexorably degrade as a function of time and temperature (25), their associated expense also keeps rising, albeit at a slower rate. This suggests that if their degradation is accounted for, expensive battery technologies remain at a disadvantage, even when fully supported by their auxiliaries. This observation supports the relevance of low-cost battery technologies, such as lead-acid batteries, in this role: their low cost allows them to operate within the boundaries where economical degradation management is useful in relation to current hydrogen prices as shown in Figs. 17 and 18. A simple comparison can be made by considering an equivalent-capacity pack of lithium-ion batteries, which typically cost 2–3 times more per capacity unit [77,78], over the data from Fig. 17. Even when taking into account the variations from each technology's similarly-defined rates of degradation [79–81], this data suggests that degradation management of such expensive batteries would result in a trivial "always-on" recharge profile. One should note that the cost boundaries from Table 3 are approximate guidelines and are dependent, albeit in a smaller capacity, on grid costs.

We demonstrated that the impact of public grid costs on the overall total operating cost is understated in Fig. 19, but that an interesting dynamic can be analyzed from smaller-scale observations provided by Figs. 20 and 21. The former illustrates that, under specific conditions, a fluctuation of only a few cents per kWh in grid prices can result in an important shift in the recharge profile. Moreover, Fig. 21 and its comparative results from Table 4 demonstrate that, while the overall total expense of the optimal solution is barely affected, a major shift occurs between hydrogen

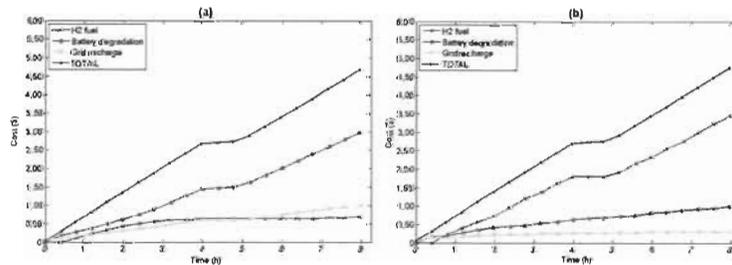


Fig. 21. Daily cumulative expense for hydrogen fuel, battery degradation and grid recharge, including summation of all costs; represented are evolution curves for optimized cycles at identical hydrogen and battery pack values, for grid costs of $0.10 \text{ \$ kWh}^{-1}$ (a) and $0.12 \text{ \$ kWh}^{-1}$ (b).

fuel and battery degradation-related expenses. This degree of sensitivity stems from two dynamics: post-cycle grid recharge operates by recharging a drained battery pack, while the PEMFC mostly absorbs a part of the driving load on-the-fly, preventing discharge altogether. This is instantaneous, while recharge is an inefficient process. Thus, while raw hydrogen and grid costs are an order of magnitude apart, the inefficiency of the grid charging process can create enough disparity to upset the optimal balance; therefore, in a system similar to the one presented here, even if its overall contribution is small, grid recharge cannot be overlooked.

8. Conclusion

The intent of this work is to explore the dynamics of battery degradation within optimal PHEV power management strategies; what is presented here is a sensitivity study of such a strategy in relation to its economic parameters. The goals of this study are expected to express the economic viability of the proposed battery degradation management strategy, define its boundaries to ensure a non-trivial resolution and establish the relative influence of each economic factor on the optimal solution. Our results have shown that all these objectives were met. In addition to providing insights from an operating cost perspective, results also describe the strategy's effects on the expected lifetime of the battery pack as well as establish each individual component's influence on the optimized outcome, albeit at different levels. As an added bonus, less expensive battery technologies, such as lead-acid chemistries, were found to be well suited to this particular economy-centric application. This study therefore provides a case for their viability aboard PHEVs, specifically where degradation and economic performance is concerned. Immediate work will pursue the study of optimal battery degradation management on the full time scale (years) of battery degradation phenomena; this will show the results presented here in their full context. Further work is also underway which will incorporate battery temperature dynamics within a similar degradation management strategy, including seasonal variations found in northern, cold-climate conditions.

Acknowledgment

The author owes much of its success to Hydro-Québec, to scholarship grants supplied by the Université du Québec à Trois-Rivières and to the support provided by the Fonds de recherche Québec – Nature et technologies.

References

- [1] F. Martel, Y. Dubé, L. Boulton, K. Agbosou, Hybrid Electric Vehicle Power Management Strategy Including Battery Lifecycle and Degradation Model, 2011.
- [2] F. Martel, Modélisation d'un véhicule hybride et la dégradation de ses batteries, *Presses Académiques Francophones*, 2013, p. 248.
- [3] P. Kurzweil, *J. Power Sources* 195 (14) (Jul. 2010) 4424–4434.
- [4] P.T. Moseley, High-rate, Valve-regulated Lead-acid Batteries – Suitable for Hybrid Electric Vehicles?, vol. 1, 1999, pp. 237–242.
- [5] S.J. Gersten-Gondelach, A.P.C. Faaij, *J. Power Sources* 212 (Aug. 2012) 111–120.
- [6] P. Lailler, É. Sarrau, C. Sarrazin, A. Aïe, P. Mayettes, Comparative Study for 36 V Vehicle Applications: Advantages of Lead-acid Batteries, vol. 95, 2001, pp. 58–67.
- [7] US Environmental Protection Agency, (Online). Available from: <http://www.epa.gov/osw/conserv/materials/battery.htm>.
- [8] Battery University, (Online). Available from: http://batteryuniversity.com/learn/article/global_battery_markets.
- [9] M.L. Soria, F. Trínidad, J.M. Lacadena, A. Sánchez, J. Valenciano, *J. Power Sources* 168 (1) (May 2007) 12–21.
- [10] K.R. Bullock, *J. Power Sources* 116 (1–2) (Jul. 2003) 8–13.
- [11] K.C. Divya, J. Østergaard, *Electr. Power Syst. Res.* 79 (4) (Apr. 2009) 511–520.
- [12] J. Schiffer, D.J. Sauer, H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, R. Kaiser, *J. Power Sources* 168 (1) (May 2007) 66–78.
- [13] P.T. Moseley, D.A.J. Rand, B. Motiahov, *J. Power Sources* 219 (Dec. 2012) 75–79.
- [14] A.A. Hussein, S. Member, I. Batarseh, A.S. Model, An Overview of Generic Battery Models (4), 2011, pp. 4–9.
- [15] W.B. Gu, C.Y. Wang, *J. Electrochem. Soc.* 147 (8) (2000) 2910.
- [16] J. Baceda, M. Huck, M. Falge, D. Schulte, G. Pilatowicz, 3D Modeling of Physico-chemical Processes in Lead-Acid Batteries With Spatial Resolution (October), 2013, pp. 353–358.
- [17] Z. Rao, S. Wang, *Renewable Sustainable Energy Rev.* 15 (9) (Dec. 2011) 4554–4571.
- [18] D. Aurbach, *J. Power Sources* 89 (2) (Aug. 2000) 206–218.
- [19] S.J. Moura, S. Member, J.L. Stein, H.K. Fathy, Battery-health Conscious Power Management in Plug-in Hybrid Electric Vehicles via Electrochemical Modeling and Stochastic Control, 2012, pp. 1–16.
- [20] S. Li, S. Member, B. Ke, Study of Battery Modeling Using Mathematical and Circuit Oriented Approaches, 2011, pp. 1–8.
- [21] N. Achabou, M. Haddadi, A. Malek, *J. Power Sources* 185 (2) (Dec. 2008) 1484–1491.
- [22] Y. Shi, C.A. Feron, C.D. Rahn, *J. Power Sources* 221 (Jan. 2013) 177–185.
- [23] O. Tremblay, L.-A. Desautel, A.-L. Dekkiche, in: 2007 IEEE Veh. Power Propuls. Conf., vol. V, Sep. 2007, pp. 284–289.
- [24] M. Ceraolo, *IEEE Trans. Power Syst.* 15 (4) (2000) 1184–1190.
- [25] S. Barsali, M. Ceraolo, *IEEE Trans. Energy Convers.* 17 (1) (Mar. 2002) 16–23.
- [26] T. Kim, S. Member, W. Qian, A Hybrid Battery Model Capable of Capturing Dynamic Circuit Characteristics and Nonlinear Capacity Effects, vol. 26 (4), 2011, pp. 1172–1180.
- [27] R.A. Jackey, A Simple, Effective Lead-acid Battery Modeling Process for Electrical System Component Selection, Apr. 2007.
- [28] S.M. Rezaeezani, Z. Liu, Y. Chen, J. Lee, *J. Power Sources* 256 (Jun. 2014) 110–124.
- [29] A. Barré, B. Deguilhem, S. Grolleau, M. Cédard, F. Suard, D. Riu, *J. Power Sources* 241 (Nov. 2013) 680–689.
- [30] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J.F. Manwell, U. Abdulwahid, I. Baring-gould, Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries, vol. 1515, April, 2005.
- [31] U.S. Kim, C.B. Shin, S.M. Chung, S.T. Kim, B.W. Cho, *J. Power Sources* 190 (1) (May 2009) 184–188.
- [32] B. Lutz, Z. Yan, J.B. Gerschler, D.U. Sauer, *Energy Policy* 46 (Jul. 2012) 511–519.
- [33] G. Lodi, J. McDowall, S. Rosellini, in: Proc. Intelec'96 – Int. Telecommun. Energy Conf., 1996, pp. 52–58.
- [34] H. Wenzl, I. Baring-Gould, R. Kaiser, E.Y. Liaw, P. Lundsager, J. Manwell, A. Ruedell, V. Svoboda, *J. Power Sources* 144 (2) (Jun. 2005) 373–384.
- [35] D.U. Sauer, H. Wenzl, *J. Power Sources* 176 (2) (Feb. 2008) 534–546.
- [36] M. Shabir, M. Farooqi, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 60 (1) (Jan. 2013) 191–202.
- [37] P. Singh, K. Vinjamuri, K. Wang, D. Reiser, *Electrochim. Acta* 51 (8–9) (Jan. 2006) 1673–1679.
- [38] W. Junping, G. Jigang, D. Lei, *Energy Convers. Manage.* 50 (12) (Dec. 2009) 3182–3196.
- [39] P.T. Moseley, Valve-Regulated Lead-Acid Batteries, Elsevier Science, 2004, p. 602.
- [40] US Battery, (Online). Available from: http://www.usbattery.com/usb_uallvgchcc.html.
- [41] Lifeline Technical Manual, Concorde Battery Corporation, 2009, p. 35.
- [42] Sealed Lead-Acid Batteries Technical Manual, vol. 1 (1), Power-Sonic Corporation, 2014, p. 26.
- [43] K. Chou, Y. Wong, *Energy Convers. Manage.* 43 (18) (Oct. 2002) 1953–1968.
- [44] Y. Eren, O. Erdinc, H. Gargan, M. Uzunoglu, B. Vural, *Int. J. Hydrogen Energy* 34 (20) (Oct. 2009) 8631–8694.
- [45] A. Arce, A.J. del Real, C. Bordons, *J. Process Control* 19 (8) (Sep. 2009) 1289–1304.
- [46] B. Lutz, H. Walk, D.U. Sauer, in: 2011 IEEE Veh. Power Propuls. Conf., Sep. 2011, pp. 1–7.
- [47] Y. Zhang, C.C. Mi, A. Masur, D. Daniszewski, *J. Power Sources* 185 (2) (Dec. 2008) 1533–1543.
- [48] O. Erdinc, B. Vural, M. Uzunoglu, Y. Ates, *Int. J. Hydrogen Energy* 34 (12) (Jun. 2009) 5222–5233.
- [49] A. Pourasadi, M. Montazeri, *Control Eng. Pract.* 16 (7) (Jul. 2008) 861–873.
- [50] S. Kelouzwani, N. Hentao, K. Agbosou, S. Member, Y. Dubé, Two-layer Energy Management Architecture for a Fuel Cell HEV Using Road Trip Information (1), 2011, pp. 1–14.
- [51] A.J. del Real, A. Arce, C. Bordons, *J. Power Sources* 193 (1) (Aug. 2009) 315–321.
- [52] M. Kiasicoghlu, M. Uzunoglu, M. Alam, *Int. J. Hydrogen Energy* 34 (3) (Feb. 2009) 1487–1507.
- [53] H. Fujimoto, H. Sumiya, in: IECON 2011 – 37th Annu. Conf. IEEE Ind. Electron. Soc., Nov. 2011, pp. 3858–3863.
- [54] L.V. Pérez, G.R. Borio, D. Moitre, G.O. García, *Math. Comput. Simul.* 73 (1–4) (Nov. 2006) 244–254.
- [55] S. Bashash, S.J. Moura, H.K. Fathy, J.C. Forman, *J. Power Sources* 196 (1) (Jan. 2011) 541–549.
- [56] S. Kelouzwani, K. Agbosou, Y. Dubé, L. Boulton, *J. Power Sources* 221 (Jan. 2013) 406–418.

- [57] C.C. Chan, *Proc. IEEE* 95 (4) (Apr. 2007) 704–718.
- [58] US Environmental Protection Agency, (Online). Available from: <http://www.epa.gov/otaq/standards/light-duty/udds.htm>.
- [59] A. Allon, N. Berman, S. Aroneti, *Automatica* 41 (5) (May 2005) 889–896.
- [60] ElCon Chargers, (Online). Available from: <http://www.elconchargers.com/index.html>.
- [61] L. Boulon, K. Agbotso, D. Hissel, P. Sicard, a. Bouscayrol, M.-C. Péra, *Renewable Energy* 46 (Oct. 2012) 81–91.
- [62] F. Barbir, *PEM Fuel Cells: Theory and Practice*, first ed., Elsevier Academic Press, 2005, p. 433.
- [63] A. Millner, in: 2010 IEEE Conf. Innov. Technol. An Effic. Reliab. Electr. Supply, Sep. 2010, pp. 349–356.
- [64] E.M. Krieger, J. Cannarella, C.B. Arnold, *Energy* 60 (Oct. 2013) 492–500.
- [65] A. Feinberg, *A. Widom* 45 (1) (1996) 28–33.
- [66] Nemo Electrical Vehicle, (Online). Available from: http://www.nev-nemo.com/Site/Home_Nemo.html.
- [67] Advanced Motors & Drives, (Online). Available from: http://www.adcmotors.com/files/AC-DC_Motors.pdf.
- [68] Air Liquide Advanced Technologies, (Online). Available from: http://www.airliquideadvancedtechnologies.com/file/other/element/content/pj/fiche_mobilicare2005-v7194.pdf.
- [69] Dynapack Chassis Dynamometers, (Online). Available from: <http://www.dynapackusa.com/products.htm>.
- [70] Curtis Instruments, (Online). Available from: <http://curtisinstruments.com/>.
- [71] D.E. Kirk, *Optimal Control Theory: an introduction*, Dover Publications, 1970, p. 443.
- [72] National Renewable Energy Laboratory, (Online). Available from: http://www.nrel.gov/hydrogen/production/cost_analysis.html.
- [73] Hydro-Québec, (Online). Available from: http://www.hydroquebec.com/publications/fr/comparaison_pro/pdf/cump_2013_fr.pdf.
- [74] J. Wu, X.Z. Yuan, J.J. Martin, H. Wang, J. Zhang, J. Shen, S. Wu, W. Merida, *J. Power Sources* 184 (1) (Sep. 2008) 104–119.
- [75] J. Wu, X.-Z. Yuan, J.J. Martin, H. Wang, H. Yang, J. Qiao, *J. Ma.*, *J. Power Sources* 195 (4) (Feb. 2010) 1171–1176.
- [76] Q. Gong, S. Member, Y. Li, Z. Peng, *57 (6) (2008) 3393–3401*.
- [77] S. Eaves, J. Eaves, *J. Power Sources* 130 (1–2) (May 2004) 208–212.
- [78] T. McCall, *MIT Technol. Rev.* (2011) 61.
- [79] G. Sarre, P. Blanchard, M. Brousseley, *J. Power Sources* 127 (1–2) (Mar. 2004) 65–71.
- [80] M. Dubarry, B.Y. Liao, M.-S. Chen, S.-S. Chyan, K.-C. Hsu, W.-T. Sle, S.-H. Wu, *J. Power Sources* 196 (7) (Apr. 2011) 3420–3425.
- [81] M. Brousseley, P. Biennan, F. Benhomme, P. Blanchard, S. Herreyre, K. Nechev, R.J. Staniewicz, *J. Power Sources* 146 (1–2) (Aug. 2005) 80–96.

All that is necessary for evil to triumph is for good men to do nothing.

Edmund Burke

4

Agir efficacement pour durer longtemps

LES PHÉNOMÈNES CAUSANT LA DÉGRADATION sont lents. Pourtant, le peu d'études disponibles sur le sujet qu'on retrouve dans la littérature ont en commun d'être conduites sur des échelles de temps très courtes, allant d'une poignée de secondes jusqu'à quelques heures. Cette situation est causée par les difficultés rencontrées lors de travaux de longue haleine, qu'elles soient purement temporelles dans le cas d'analyses expérimentales ou numériques en face de la charge de calcul requise pour simuler de très longs intervalles.

Ce deuxième article propose une approche spécialement conçue afin de permettre l'optimisation de l'énergie d'un VEH sur une échelle de temps représentative de la dégradation de ses composantes énergétiques. Cette étude couvrant plusieurs années consécutives de conduite se penchera sur les répercussions économiques et les gains long-terme de durée de vie rendus accessibles par l'application de la

méthode de gestion optimale proposée.

4.1 MESURER LA DÉGRADATION À SA JUSTE VALEUR

L'article présenté à ce Chapitre s'intitule *Long-term assessment of economic plug-in hybrid electric vehicle battery lifetime degradation management through near optimal fuel cell load sharing* et fut publié dans le volume 318 du *Journal of Power Sources* en 2016 [143]. Celui-ci s'inscrit dans la suite du cheminement débuté au Chapitre 3 [142] et vise à optimiser l'utilisation économique des vecteurs énergétiques dégradables de VEH sur l'entièreté de leur vie utile.

4.1.1 OBJECTIFS

Ce second papier propose une expansion significative de la méthodologie d'optimisation développée au Chapitre 3 [142] permettant l'optimisation complète d'une plage de temps représentative des phénomènes de dégradation de batteries de VEH, typiquement étendus sur plusieurs années d'opération. Ce type d'étude long-terme demeure notamment absent de la littérature scientifique pertinente au domaine.

L'apport de ce travail au domaine de recherche sur les VEH se résume dans les points suivants:

- La conception et la démonstration d'une approche macroscopique capable de réaliser une gestion optimale de la dégradation de vecteurs énergétiques de VEH tout en couvrant l'entièreté de la vie utile de son pack de batteries.
- L'inclusion de plusieurs vecteurs énergétiques à l'étude de gestion optimale de dégradation proposée, incluant ici la détérioration simultanée de ses batteries et de sa pile PEMFC.
- Une étude examinant les performances énergétiques et économiques de la gestion optimale de dégradation lorsqu'appliquée à long terme, tant au niveau détaillé examinant le comportement d'un cycle individuel qu'en termes macro-

scopiques en vue d'évaluer les gains en durée de vie produits par l'application de la méthode proposée.

4.1.2 MÉTHODOLOGIE

Une méthode originale d'optimisation capable d'approcher l'étude long-terme est détaillée à l'intérieur de l'article. En gros, celle-ci propose un algorithme itératif basé sur une unité temporelle de 24h, suivant des paramètres comparables à l'étude précédente. Cet algorithme permet de répéter l'optimisation par programmation dynamique successivement sur plusieurs "jours" de 24h en mettant à jour ses performances dégradées en continu, permettant ainsi de conduire une étude cumulative sur une large plage de données. On note cependant que ce procédé produit une somme d'optima qui, bien qu'absolus relativement à chaque cycle individuel, ne constituent pas, d'un point de vue strictement analytique, l'équivalent d'un optimum global conduit sur l'entièreté de la plage étudiée.

La performance de la méthode développée est évaluée en termes comparatifs de performance, d'économie et de durée de vie versus une série de principes de gestion alternatifs basés sur des règles statiques, de façon comparable avec le travail précédent. Ces résultats sont présentés sur deux échelles, soit sur la base d'un cycle individuel de conduite ou dans une optique globale à long-terme.

En dehors de l'aspect majeur de l'approche long-terme, ce travail redresse plusieurs limites relevées dans l'étude précédentes, notamment par la création d'un modèle de VEH correspondant à une berline commerciale, incluant non seulement une mise à jour des paramètres mécaniques mais également une adaptation complète de ses modèles de batterie (électrique et dégradation) à une chimie moderne à base de lithium-ion. On souligne également que les paramètres utilisés pour la caractérisation de ce nouveau modèle de batterie furent extraits expérimentalement à l'IRH à partir de blocs de cellules $LiFeMnPO_4$ spécifiquement conçus pour les applications automobiles [87, 107, 156]. De plus, ce nouvel ouvrage inclut un modèle d'évaluation de la dégradation de la PEMFC utilisée pour le support du pack de batteries dont les coûts de dégradation sont en concurrence directe avec

les efforts visant à mitiger l'usure de ce dernier. Finalement, le cycle de conduite répétitif utilisé précédemment fut remplacé par un assemblage composite de cycles standard visant à reproduire de façon naturaliste une conduite urbaine typique d'aller-retour vers le travail, tel qu'il est plausible de rencontrer lors d'une évaluation de conduite cyclique à long terme dans un tel environnement.

4.1.3 RÉSULTATS

La nouvelle étude débute par une évaluation détaillée basée sur un cycle de conduite individuel en état de dégradation bien amorcé, le 1000^{ème} cycle sur un total de 2297 complétés. On note, sans grande surprise, que l'approche optimale produit un coût d'opération global nettement inférieur aux alternatives. De plus, celle-ci propose la solution réduisant le plus la progression de la dégradation des batteries, mais celle-ci est acquise en échange d'une dégradation de la PEMFC nettement supérieure aux alternatives. Toutefois, l'ajout de la dégradation concurrente de la PEMFC n'altère pas de façon exagérée la priorisation de l'énergie des batteries en conduite active précédemment observée. On note également une tendance naturelle du système de gestion optimale de maintenir le SOC des batteries aux alentours de 60%, un niveau conduisant à un taux de dégradation minimal cohérent avec maintes observations rapportées dans la littérature.

D'un point de vue long-terme, la solution optimale démontre clairement sa capacité à prolonger la durée de vie des batteries à coût avantageux, indiquant non seulement une durée de vie accrue, mais une croissance des coûts ralentie d'un point de vue cycle-par-cycle. Les solutions alternatives non-optimales enregistrent des performances inférieures en raison de divers mécanismes, par exemple en causant une dégradation accélérée de leurs composantes ou en dépensant inefficacement un excès de carburant. D'un point de vue général, les gains économiques obtenus par le procédé optimal versus les approches par règles statiques sont de l'ordre d'un mince 2-6%, mais la durée de vie des composantes à bord du VEH est significativement prolongée en raison de son utilisation efficace des ressources disponibles.

4.1.4 CONCLUSIONS

Le contenu de cette étude accomplit une part des objectifs visés par cette thèse et complète avec succès l'élaboration et la validation de performance de la méthodologie d'optimisation à long terme centraux à ses propres buts. Les divers résultats proposés dans l'étude indiquent que même en présence d'une composante secondaire dispendieuse aussi sujette à des phénomènes l'usure, la gestion efficace de la dégradation des batteries s'impose comme un levier économique significatif dans un objectif de réduction de coûts d'opération de VEH. De plus, on relève que la technique proposée permet la prolongation marquée de la durée de vie utile des batteries d'un VEH à des coûts d'opération globaux économiquement avantageux.

4.2 UNE MISE À JOUR SIGNIFICATIVE

Ce second article s'inscrit au cheminement de la thèse comme une étape majeure de sa réalisation de plus d'une façon. Le point le plus significatif est sans contredit l'ajout d'un l'algorithme itératif à base d'optimisation par programmation dynamique qui permet de conduire l'étude sur une échelle long-terme représentative des conditions d'évolution typiquement lente des phénomènes de dégradation présents à bord d'un VEH. Cet item, réalisé avec succès dans le cadre de cette nouvelle publication, est un point central de la thèse proposée et vise à combler l'absence quasi totale d'études comparables dans la littérature scientifique.

D'un point de vue moins dramatique mais tout aussi important, la mise à jour des divers modèles de VEH réalisée ici vers une architecture commerciale plus répandue fut un pas nécessaire à l'élargissement de la portée des études à venir. Celle-ci inclut notamment l'inclusion d'une chimie de batterie lithium-ion plus pertinente à un travail moderne, qui fut par ailleurs caractérisée expérimentalement aux installations de l'IRH. Finalement, l'ajout d'un modèle de dégradation de la PEMFC comble une limite notable, car l'étude économique de la dégradation d'une composante peut difficilement être considérée en présence d'un second dispositif dégradable évoluant à une échelle comparable.

4.3 ARTICLE 2: LONG-TERM ASSESSMENT OF ECONOMIC PLUG-IN HYBRID ELECTRIC VEHICLE BATTERY LIFETIME DEGRADATION MANAGEMENT THROUGH NEAR OPTIMAL FUEL CELL LOAD SHARING



Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Power Sources

journal homepage: www.elsevier.com/locate/jpowsour



Long-term assessment of economic plug-in hybrid electric vehicle battery lifetime degradation management through near optimal fuel cell load sharing



François Martel^{a, b, *}, Yves Dubé^{a, c}, Souso Kelouwani^{a, c}, Joris Jaguemont^{a, b}, Kodjo Agbossou^{a, b}

^a Hydrogen Research Institute, Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR), 3351 Boul. des Forges, C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, G9A 5H7, Canada

^b Department of Electrical Engineering, UQTR, G9A 5H7, Canada

^c Department of Mechanical Engineering, UQTR, G9A 5H7, Canada

HIGHLIGHTS

- A near-optimal PHEV multi-component degradation management process is proposed.
- A 6 year-long economy-focused PHEV degradation management scenario is solved.
- Battery degradation management is found to be a strong cost reduction mechanism.
- Significant battery lifetime gains between 18 and 41% are achieved.
- Overall long-term PHEV operating costs are improved by a slight 3–6% margin.

ARTICLE INFO

Article history:
Received 15 January 2016
Received in revised form
4 April 2016
Accepted 6 April 2016

Keywords:
Batteries
Degradation
Electric vehicles
Optimal control
Dynamic programming
Energy management
Vehicle dynamics
Power system economics

ABSTRACT

This work evaluates the performance of a plug-in hybrid electric vehicle (PHEV) energy management process that relies on the active management of the degradation of its energy carriers – in this scenario, a lithium-ion battery pack and a polymer electrolyte membrane fuel cell (PEMFC) – to produce a near economically-optimal vehicle operating profile over its entire useful lifetime. This solution is obtained through experimentally-supported PHEV models exploited by an optimal discrete dynamic programming (DDP) algorithm designed to efficiently process vehicle usage cycles over an extended timescale. Our results demonstrate the economic and component lifetime gains afforded by our strategy when compared with alternative rule-based PHEV energy management benchmarks.

© 2016 Elsevier B.V. All rights reserved.

1. Introduction

Hybrid electric vehicles (HEVs) [1] are the transportation

industry's current answer to dwindling fossil fuel reserves, global climate change and the associated economic, social and political complications. Far from being a perfect solution, this electrification of mass transports still requires major breakthroughs in order to compete, both performance [2,3] and economy-wise [4], with the ubiquitous internal combustion engine (ICE). Prominent among these solution's shortcomings is the accelerated degradation their energy carriers, such as lithium-ion batteries [5] and polymer electrolyte membrane fuel cells (PEMFCs) [6], experience when submitted to typical driving conditions, leading to impaired

* Corresponding author. Hydrogen Research Institute, Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR), 3351 Boul. des Forges, C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, G9A 5H7, Canada.

E-mail addresses: francois.martel@uqtr.ca (F. Martel), yves.dube@uqtr.ca (Y. Dubé), souso.kelouwani@uqtr.ca (S. Kelouwani), jaguemont@uqtr.ca (J. Jaguemont), kodjo.agbossou@uqtr.ca (K. Agbossou).

<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.04.027>
0378-7753/© 2016 Elsevier B.V. All rights reserved.

performance and hastening their replacement [7]. However, active control methods can act on several degradation mechanisms to reduce this damage; some of which, like controlling battery discharge currents and temperature variations, require the judicious use of systems already on-board most current HEV platforms. Unsurprisingly, each of these countermeasures also implies an additional cost; therefore, it is imperative that these processes are optimized. This paper directly addresses this issue and determines the economic performance of such an optimal process over a long-term horizon representative of a HEV battery pack's entire useful lifetime.

To achieve this, we propose a scenario, detailed in Sections 1.2 and 4.1, in which a PHEV is submitted to a naturalistic 24-h daily driving pattern; during this period, the degradation of this vehicle's batteries and fuel cell, as well as its grid plug-in and fuel expenses, are optimized towards a minimal economic operating cost over the entirety of the pack's lifetime. Using this process, we aim to provide useful contributions to the current body of scientific literature concerned with the dynamics of PHEV component degradation according to specific points of interest:

- A macroscopic approach to PHEV component degradation management that can process the entire useful lifetime of its battery pack within a near-optimal structure.
- The simultaneous inclusion of both battery pack and PEMFC degradation, as well as each component's primary energy source, within the same PHEV energy management process.
- Bolster our results by adopting economy-centric optimization criteria, providing easily-interpreted performance gains and incentives for its theoretical application.

This article is structured as follows: the current section presents the background which motivated this research, Section 2 presents the PHEV models built for this experiment, Section 3 explains the optimization strategy and the process' overall structure, Section 4 discusses the comparative results obtained from our method's application and Section 5 concludes on our findings.

1.1. Background overview

Battery degradation has been the subject of much interest from a modeling standpoint [8–12] but is still seldom found in HEV energy management endeavors. Recent efforts represent their progression as a side-effect of other objectives such as autonomy extension [13] or for broad economic predictions [14]. Studies directly addressing battery degradation in HEVs include stochastic control-based studies [15], switching algorithm development [16] and vehicle-to-grid concerns [17]. Among the few optimization solutions focused on battery degradation proposed [18], discrete dynamic programming (DDP) has proven to be a well-suited tool [19]. PEMFC degradation follows a similar trend, with a large body of work available on modeling [20–23] but few direct applications within HEV management [24,25]. To the authors' knowledge, few efforts that combine the degradation of both batteries and PEMFCs in an HEV-related context have been published: the same holds true when optimal control of such a system is concerned. Practical remedies to alleviate battery degradation include simple rule-based control schemes [26] or use oversized battery packs [27]. Available research that does include some of the above parameters are conducted on short timescales [28], typically over a single standard driving cycle [29] or a few virtual days [30]. Average HEV batteries degrade over several years' time [8], while PEMFCs operate for several thousand hours [22] until end-of-life (EoL) conditions are reached; linear extrapolation from short-sighted data sets over long-term horizons offers questionable results

given the continuous degenerative nature of degradation phenomena. Previously-published research from our team has addressed the degradation management issue in various capacities, such as the influence of degrading component cost fluctuations on their economical management [31], their characterization aboard a low-speed PHEV platform [32] and the results of high-resolution control over optimal battery degradation-focused recharge [33].

1.2. Problem statement

We consider a fully charged and fueled mid-sized PHEV, including a lithium-ion battery pack as well as a PEMFC, submitted to a repeating daily driving load. This unchecked usage pattern entails significant degradation of the battery pack, which can be mitigated via load sharing using its on-board hydrogen-fueled PEMFC. We propose an economy-centric management approach to resolve this issue and therefore aim to optimize the operating costs of said vehicle over the entire lifetime of its battery pack, while simultaneously:

- Minimizing the total operating cost of the PHEV by balancing the expenses from battery and fuel cell degradation, hydrogen fuel and grid recharge.
- Extend the battery pack and fuel cell's useful lifetime.
- Provide sufficient flexibility and computational efficiency to allow for such a large-scale optimization.

This work achieves these objectives by running PHEV models through our DDP optimization process' repeating, cumulative cycling as described in Section 3. This process is further repeated until battery EoL conditions are reached, thus applying our energy management strategy and monitoring its long-term development over the entirety of the PHEV's battery pack's lifetime. The methodology proposed here is designed as a simulation-based predictive tool; direct practical application will require an entirely different approach that is outside the scope of this article. Our results demonstrate the economical and component lifetime gains achieved in both short and long-term timescales, as well as insights into the dynamics at play within the proposed PHEV management strategy.

2. PHEV models

This section describes each of the numerical models used by the proposed optimization strategy. The basis for the mechanical PHEV model used in this research was patterned after the commercially available Chevrolet Volt [34]. To suit our degradation-centric purposes, its battery pack chemistry was adapted to exploit available *LiFeMnPO₄* experimental data from our lab; it also uses a PEMFC as a secondary generator instead of its standard ICE-based engine. This is done specifically to include its degradation in our study. Nevertheless, our focus on battery degradation management motivated our choice towards a configuration involving a large battery pack supported by a smaller secondary generator (as it is found aboard the Chevrolet Volt [34]), as opposed to a full-sized fuel cell hybrid vehicle. This PHEV's general specifications are found in Table 1.

2.1. Energy balance

To properly define an energy management strategy, it is imperative to establish the relationship between each energy-processing component (1) found within the PHEV's series-configured [1] architecture.

Table 1
General PHEV specifications.

Dimensions	L4.49 m W1.78 m H1.43 m
Wheels	R17
Mass	1721 kg
Aerodynamic drag	0.287
Motor	111 kW (peak)
PEMFC	62 kW (peak)
Electric range	61 km
Battery type	<i>LiFeMnPO₄</i> lithium-ion
Number of cells	288
Nominal cell voltage	3.2 V
Nominal system voltage	307.2 V
Nominal cell capacity	15 Ah
Nominal pack capacity	45 Ah

$$E_b(k+1) = E_b(k) + [P_{FC}(k) + P_g(k) - P_{motor}(k)] \Delta t \quad (1)$$

where E_b is battery energy, P_{FC} , P_g and P_{motor} are power values imposed on the battery pack by the fuel cell, public grid and electric traction motor, respectively, for a simulation step k of sampling time Δt .

2.2. Driving cycle

A suitable driving load (Fig. 1) was built by assembling standardized urban driving cycles [29] with the intention of emulating a naturalistic driving pattern to-and-from work in an urban environment, including a highway commute (US06), inner-city driving (UDDS) and a light commute during lunchtime (NYCC), both ways. Inactive downtime between driving intervals during this overall 10-h long daily cycle were compressed. Nonetheless, time-temperature battery degradation during such pauses is fully accounted for.

This cycle's total length is 56 km out of the PHEV's nominal 61 km (approximately 92%) all-electric range and is designed so that the battery pack has just enough capacity to complete it without assistance. Therefore, PEMFC fuel expense is expected to occur solely for degradation management purposes, which we expect to be significant given the deep battery discharge this cycle entails. This is conducive to the production of degradation-focused results as the core objective of this study.

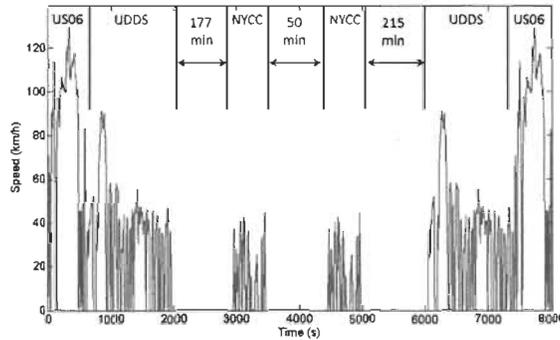


Fig. 1. Naturalistic driving cycle built from standardized cycles [29] (pauses between driving intervals are time-compressed).

2.3. Mechanical drivetrain

We represent the PHEV mechanical drivetrain using a linear kinematic approach [35] by directly converting discrete values of the driving cycle's speed and acceleration profile into corresponding mechanical power requirements [2]. Regenerative braking is accounted for during the completion of a driving cycle, as deceleration intervals [2] induce recharging currents in the electrical drivetrain [3] which are carried to the battery model via (1), (8) and (9); while tallying each corresponding efficiency loss in the system.

$$P_{mec}(k) = \left[m_v \dot{v}(k) + \frac{1}{2} \rho_{air} C_d A_v v(k)^2 + m_v g \mu \cos(\theta(k)) \right] r_w \omega_w(k) \quad (2)$$

where P_{mec} is vehicle propulsion mechanical power, m_v is vehicle mass, v is vehicle speed, \dot{v} its acceleration, ρ_{air} is air density, C_d is the vehicle's aerodynamic coefficient, A_v is its frontal area, g is gravitational acceleration, μ is wheel friction, r_w is wheel radius and ω_w is wheel angular speed, each for a given timestep k .

2.4. Electrical drivetrain

The PHEV's mechanical requirements are translated into their electrical analogues via linear relationships (3) based on efficiency maps for the intervening electrical motor and power electronics.

$$P_{motor}(k) = P_{mec}(k) [\eta_t(k) \eta_{motor}(k) \eta_c(k)]^{-1} \quad (3)$$

where P_{motor} is the propulsion motor's electrical power load, η_t , η_{motor} and η_c are efficiency maps for the vehicle's transmission, traction motor and controller and their respective instantaneous values at a given timestep k .

2.5. Plug-in recharge circuit

This process (4) is patterned after a standard lithium-ion smart-charging routine directly related to the battery pack's SOC level at the final step of the preceding active cycle.

$$P_g(k) = V_{b,cell}(k) I_{b,cell}(k) \eta_{charger}(k) \quad (4)$$

where $V_{b,cell}(k)$ and $I_{b,cell}(k)$ are battery cell tension and charger-

controlled current, respectively, and η_{charge} is the charger's efficiency curve, all for a given timestep k .

2.6. PEMFC model

2.6.1. Power and fuel consumption

Our PEMFC model is composed of two components, the first accounting for its direct operating costs, including its system-encompassing, usage-dependent efficiency and hydrogen fuel consumption rate. Its power output P_{FC} is in proportion with the optimal power demand u^* (5), i.e. u^* is the optimal value of u , which ranges between 0 and 1, at the output of the optimization algorithm that is multiplied by the fuel cell's maximum power output ϕ_{FC} and converter efficiency η_{conv} , while PEMFC degradation δ_{FC} is applied to the system's fuel efficiency map η_{FC} to reflect its increased consumption due to performance losses (6):

$$P_{FC}(k) = u^*(k)\phi_{FC}\eta_{conv} \tag{5}$$

$$m_{H2}(k+1) = m_{H2}(k) + \left[\frac{u^*(k)\phi_{FC}}{\eta_{FC}(k)(1-\delta_{FC})HHV_{H2}} \right] \Delta t \tag{6}$$

where u^* is the optimal power demand, ϕ_{FC} is the PEMFC's maximum power output, η_{conv} is its power converter's efficiency curve, m_{H2} is the consumed hydrogen mass, η_{FC} is the fuel cell system efficiency, δ_{FC} is its degradation percentage and HHV_{H2} is hydrogen's higher heating value (HHV), over given step k of length Δt .

2.6.2. Voltage loss and degradation

This second part evaluates the fuel cell's overall degradation rate according to its continuous usage profile as well as specific damaging events (7). This model is built using the work proposed by Ref. [6]; its parameters are found in Table 2. The original model is rearranged to output a relative voltage loss percentage δ_{FC} , which we directly apply to our functional model (8):

$$\delta_{FC}(k+1) = \delta_{FC}(k) + \frac{\sum_{k=1}^{k+1} k_{FC} [n_1 V_1^k + n_2 V_2^k + U_{load}^k \Delta t]}{V_{nom,cell}(1 - EoL_{FC})} \tag{7}$$

where k_{FC} is an experimental difference factor, n_1 , n_2 , V_1 and V_2 are event counters and instantaneous voltage degradation rates for start-stop and drastic load changes, respectively, U_{load} is a continuous load-dependent degradation rate, $V_{nom,cell}$ is nominal cell voltage and EoL_{FC} is fuel cell end-of-life voltage loss level, set at 90% as defined in Ref. [6], over a step k of length Δt .

2.7. Lithium-ion battery model

2.7.1. Electrical behaviour

The battery pack's electrical behaviour model is based on the research provided by Ref. [36] and uses an equivalent circuit-based structure. We rearrange the general energy balance found in (1) to include battery discharge current I_b (8)–(9), itself a direct function

of battery voltage V_b (10). Empirical reference tables for E_m , R_0 , R_1 and τ_1 were obtained through experimental discharge protocols performed at our lab [37–40] on automotive $LiFeMnPO_4$ battery packs.

$$E_b(k+1) = E_b(k) - V_b(k)I_b(k)\Delta t \tag{8}$$

$$I_b(k) = \left[\frac{P_{motor}(k) - P_{FC}(k) - P_g(k)}{V_b(k)} \right] \tag{9}$$

$$V_b(k) = E_m(SOC, \theta_b) - I_b(k)R_0(SOC, \theta_b) - R_1(SOC, \theta_b)I_m(k)e^{-t/\tau_1} \tag{10}$$

where V_b and I_b are battery voltage and current, E_m is battery electromotive force, SOC is state-of-charge, θ_b is electrolyte temperature, R_0 and R_1 are internal resistance values, I_m is main branch circuit current and τ_1 is a time delay factor over elapsed time t .

This battery model is tied to the DOD-based degradation model through battery electrical charge Q_e (11) and state-of-charge SOC (12)/depth-of-discharge DOD (13):

$$Q_e(k+1) = Q_e(k) + I_b(k)\Delta t \tag{11}$$

$$SOC(k+1) = SOC(k) - \frac{Q_e(k+1)}{C_b(k+1)} \tag{12}$$

$$DOD(k) = 1 - SOC(k) \tag{13}$$

where Q_e , C_b and DOD are values for battery charge, degraded capacity and depth-of-discharge, respectively, for a given step k of length Δt .

Battery capacity C_b is represented by a variable model (14) taken from the work of [41] which represents it via an expansion of the classic Peukert Equation (15). We used the experimental coefficients referenced in Table 3 as they match our experimental hardware.

$$C_b(k) = C_b^0 - \Delta C_b(k) \tag{14}$$

$$\Delta C_b = \gamma \left(\frac{I_b(k)}{I_{ref}} \right)^\alpha \left(\frac{\theta_{ref}}{\theta_b(k)} \right)^\beta \tag{15}$$

where C_b is battery capacity at step k , C_b^0 is an absolute capacity value of a fully charged battery, ΔC_b is a capacity adjustment according to current I_b and electrolyte temperature θ_b versus reference values I_{ref} and θ_{ref} , while γ , α and β are empirical coefficients.

2.7.2. Battery degradation

Battery degradation is modeled according to previous research propositions [31–33] based on the Ah-throughput technique as described in Ref. [42] and Arrhenius time-temperature reaction rates which are detailed in Refs. [9,43] for various temperature ranges, including sub-zero conditions not directly used in the

Table 2
PEMFC voltage degradation rates [6].

Operating conditions	Voltage degradation rate
Start-stop	$V_1^k = 13.79\mu V/cycle$
Load change	$V_2^k = 0.4185\mu V/cycle$
Low power idling	$U_{load}^k = 8.662\mu V/h$
High power load	$U_{load}^k = 10.00\mu V/h$
k_{FC} factor	1.72

Table 3
Lithium-ion battery capacity parameters [41].

$LiFeMnPO_4$	
α	1.0213
β	0.4393
γ	1.0047
C_b^0	121.95%

present work. It is designed to evaluate battery degradation according to *DOD*, temperature, calendar life and to reflect performance losses on the battery model. Our model's flexibility allows direct adaptation to lithium-ion chemistries by updating its reference tables for lifetime cycling (Fig. 2) using data provided by Ref. [44] and degradation activation energies as published by Ref. [12].

We first exploit battery lifecycle data (Fig. 2) to define a stress factor, ϕ_{DOD} , to reflect the negative influence of discharge levels on battery degradation rates.

$$\phi_{DOD}(DOD, k) = 1 + \frac{(\kappa_{max} - \kappa(DOD, k))}{\kappa_{max}} \quad (16)$$

$$\kappa(DOD, k) = C_d(k) \times DOD(k) \times n_{cycles}(DOD) \quad (17)$$

$$\kappa_{max} = \max(\kappa(DOD, k)) \quad (18)$$

where ϕ_{DOD} is the discharge level stress factor, κ and κ_{max} are battery lifetime recoverable energy values for instantaneous and optimal conditions, respectively, while n_{cycles} is the number of cycles achievable at a given *DOD* level.

The partial degradation model δ_b^l is designed to monitor the fraction of the maximum lifetime recoverable battery energy κ_{max} expended through discharge cycling I_b . We expand the original modeling principle to include stress factor ϕ_{DOD} instead of average values for κ_{max} as proposed in Ref. [42].

$$\delta_b^l(I_b, DOD, k) = \frac{\sum_{k=t_0}^t I_b(k) \phi_{DOD}(DOD, k) \Delta t}{\kappa_{max}} \quad (19)$$

The second half of the degradation model δ_b^g accounts for Arrhenius-based degradation rates, which are dependant on elapsed time t and electrolyte temperature θ_b . The stress factor ϕ_{DOD} is included as well to accelerate this phenomenon accordingly. We employ the same rationale as (19) and compare this accelerated rate to lifetime value λ_b , an 8-year estimate of the useful lifetime of a PHEV battery pack [45], resulting in a percentage value output from δ_b^g (20).

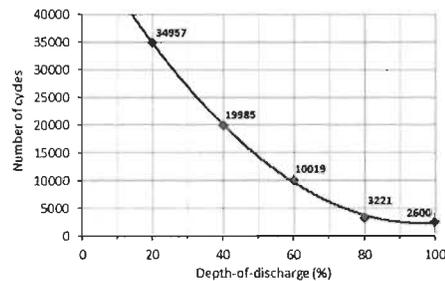


Fig. 2. Lithium-ion battery experimental lifecycles according to *DOD* [44].

$$\delta_b^g(DOD, \theta_b, k) = \frac{\sum_{k=t_0}^t \left[A e^{\left(\frac{-E_a}{R(\theta_b - \theta_{b,ref})} \right)} \phi_{DOD}(DOD, k) \right] \Delta t}{\lambda_b} \quad (20)$$

where A is an exponential prefactor, E_a is activation energy for degradation reactions, R is the universal gas constant, θ_b and $\theta_{b,ref}$ are instantaneous and reference values for electrolyte temperature and λ_b is a battery lifetime estimate.

Both degradation models of (19) and (20) are coupled during active battery discharge, while δ_b^g is applied during inactive periods. This relationship is defined in (21) below.

$$\delta_b(I_b, DOD, \theta_b, k) = \delta_b^l + \delta_b^g \quad (21)$$

Total battery degradation δ_b is returned as a percentage value for capacity loss, which reaches *EoL* conditions once 80% of its initial value remains useable, as per industry standards [43]; this performance decrease is directly applied to the electrical battery model's capacity (22).

$$C_d(k) = C_b(k) - [C_{nom}(1 - EoL_b)\delta_b(k)] \quad (22)$$

where C_{nom} is nominal battery capacity and *EoL_b* is the battery's 80% capacity *EoL* condition.

3. Optimal process

In this section we detail the optimal process, built using discrete dynamic programming (DDP) theory [46] and designed for improved calculation efficiency to suit the large-scale scope of this research. The DDP algorithm was chosen because of its relative simplicity and its flexible nature, which allows it to process the number and variety of variables necessary to complete this work; in addition, iterative processes such as genetic algorithms [47], particle swarm optimization [48] or evolutionary methods [49] are susceptible to converge to a local optimal point rather than a global optimal [50], although they can be successfully applied to HEV management applications when properly tuned [51–53]. Our intent remains the study of active PHEV component degradation management: we do not seek, nor claim to propose, the most efficient numerical technique to do so.

3.1. Long-term PHEV optimization strategy

Our optimization process is structured to accommodate the long-term aspect of PHEV battery degradation management. As such, the projected virtual years of typical usage are broken down into individual cycles, each representative of a single 24-h day. These individual sub-problems are fully optimized and the vehicle's state parameters, the degradation of both the battery pack and PEMFC, as well as plug-in grid energy and hydrogen fuel consumption, are carried over to the next cycle, where the optimal process repeats until battery *EoL* is reached; the diagram from Fig. 3 summarizes this structure and the scenario to be optimized is found in Section 4.1.

The proposed strategy presents several advantages, as it simplifies the long-term energy management problem by breaking down its large scale into smaller sub-problems, much like the DDP algorithm itself [46]. Its logic is further simplified by equating driving cycles and storage periods to days, which translates its results into easily-interpreted units. Furthermore, this structure allows many of the sub-processes of PHEV simulation, including

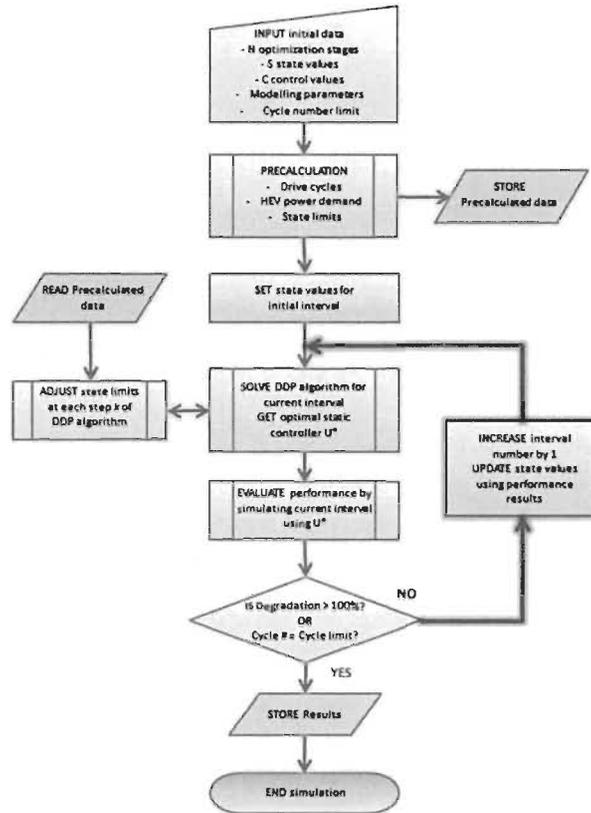


Fig. 3. Long-term PHEV optimization strategy logical structure using a repeating DDP algorithm continuously updated with component degradation-induced performance losses.

time-dependant state variable constraints, to be precalculated, stored and later retrieved from data matrices by the optimization algorithm (Fig. 3), greatly increasing computation speeds; precalculated data can also be obtained using much higher resolutions than would be manageable within the optimal process. Nevertheless, solving the current scenario required approximately 480 h of continuous computation on a mid-range PC. Finally, the ability to reduce optimization intervals to single cycles allows significant flexibility to fine-tune simulation parameters, such discretization levels and state variable constraints, to achieve a superior balance between computation efficiency and precision. A caveat from this approach is that it produces a sum of optimums rather than a global optimal solution for the entire length of time under study, hence its definition as a near-optimal solution; a design choice made here to prioritize logical flexibility.

3.2. Optimization algorithm

3.2.1. State and control variables

The DDP process requires state variables to represent the various consumables used during PHEV operation, namely hydrogen fuel H_2 , battery degradation δ_b , remaining battery charge Q_b and PEMFC degradation δ_{FC} , as shown by (23)–(26). The exponential growth of computations with each additional state and control variable, referred to by Bellman as the “Curse of Dimensionality” [46], presents a significant challenge to limited hardware resources and therefore limits the number of variables that can be realistically included in a given study.

$$x_{H_2}(k) \in X_{H_2}(k) = [x_{H_2,min}(k), x_{H_2,max}(k)] \quad (23)$$

$$x_{\delta_b}(k) \in X_{\delta_b}(k) = [x_{\delta_b, \min}(k), x_{\delta_b, \max}(k)] \quad (24)$$

$$x_{Q_e}(k) \in X_{Q_e}(k) = [x_{Q_e, \min}(k), x_{Q_e, \max}(k)] \quad (25)$$

$$x_{\delta_{FC}}(k) \in X_{\delta_{FC}}(k) = [x_{\delta_{FC}, \min}(k), x_{\delta_{FC}, \max}(k)] \quad (26)$$

where x are state variables and X the range of admissible values at step k , for each consumable H_2 , δ_b , Q_e and δ_{FC} . The admissible range of values x_{\min} and x_{\max} are precalculated for each state variable using the corresponding models.

The active control mechanism for battery degradation management via optimal recharge is represented by a single control variable, the power demand to the PEMFC (27).

$$u(k) \in U = [u_{\min}, u_{\max}] \quad (27)$$

where u is the control variable at step k , constrained within the absolute admissible values of U between 0 and 1.

3.2.2. Performance criteria

We define economic performance criteria, which can be summed up as the monetary cost of each decision relative to each state variable (28)–(31). All state variables and criteria are positive, steadily increasing functions save for C_{Q_e} (30) which is a linear relation between instantaneous battery SOC and the grid-based recharge cost required to compensate.

$$C_{H_2}(x_{H_2}, u, k) = \left[x_{H_2}(k) + \sum_{i=0}^M (\dot{m}_{H_2}) \Delta t_i \right] \alpha_{H_2} \quad (28)$$

$$C_{\delta_b}(x_{\delta_b}, k) = \left[x_{\delta_b}(k) + \sum_{i=0}^M (\dot{\delta}_b) \Delta t_i \right] \alpha_{\delta_b} \quad (29)$$

$$C_{Q_e}(x_{Q_e}) = x_{Q_e}(N) \alpha_{Q_e} \quad (30)$$

$$C_{\delta_{FC}}(x_{\delta_{FC}}, u, k) = \left[x_{\delta_{FC}}(k) + \sum_{i=0}^M (\dot{\delta}_{FC}) \Delta t_i \right] \alpha_{FC} \quad (31)$$

where C are performance criteria for a given state variable x at control value u and/or step k , α is a cost weight as found in Table 4, M is the timestep length of a single interval k and N is the number of steps k for an optimization cycle, for each consumable H_2 , δ_b , Q_e and δ_{FC} .

The economical weights α used by the optimal process are summarized in Table 4; costs for lithium-ion batteries [54] and grid recharge [55] are representative of current (as of 2015) prices; PEMFC [56] and hydrogen fuel [57] were set at the lower end of current market trends. PEMFC costs include the fuel cell system and its auxiliaries (bipolar plates, membranes, catalyst, gas diffusion layer, humidifier, air compressor) but exclude the cost of its hydrogen reservoir. Degradation expenses are represented by an equivalent loss percentage of the cost of the component itself.

Table 4
Consumable component costs.

α_{H_2} (\$/kg)	α_{δ_b} (\$/kWh)	α_{Q_e} (\$/kWh)	α_{FC} (\$/kW)
2.88	500.00	0.11	55.00

3.2.3. Objective function

The various performance criteria enumerated above are combined into the single objective function J , the sum of each individual monetary expense incurred during a given decision interval (32). This performance score is associated with each admissible decision's outcome and is necessary in order to numerically solve the proposed optimal problem within the recursive structure of the DDP algorithm in a manner that satisfies Bellman's Principle of Optimality [46].

$$J(x, u, k) = \sum_{k=0}^N [C_{H_2}(x_{H_2}, u, k) + C_{\delta_b}(x_{\delta_b}, k) + C_{\delta_{FC}}(x_{\delta_{FC}}, u, k)] + C_{Q_e}(x_{Q_e}, N) \quad (32)$$

3.2.4. Constraints

Several constraints are required to guarantee that the process remains bound to physically-coherent conditions; given that DDP is a numerically-solved recursive algorithm, these various constraints do not represent a significant additional calculation burden. An imperative underlying the optimization problem is that the driving cycle is followed closely and executed to its conclusion. Speed and acceleration are directly imposed by the driving cycle (Fig. 1); sufficient energy for completion is ensured by placing a soft constraint on battery SOC, as shown by (33), which is represented by adding a cost penalty when approaching boundary values.

$$SOC_{\min} \leq SOC(k) \leq SOC_{\max} \quad (33)$$

where SOC_{\min} and SOC_{\max} are minimal and maximal values of battery state-of-charge set at 5% and 95%, respectively, to avoid damaging overcharge/discharge conditions.

The PHEV models make use of variables not directly involved in the optimal algorithm, but nonetheless limited by component parameters and physical factors; these require hard constraints, as shown by (34)–(39). These constraints are intrinsically tied to their respective models and represent the limitations imposed by their operating parameters.

$$V_{b, \min} \leq V_b(k) \leq V_{b, \max} \quad (34)$$

$$I_{b, \min} \leq I_b(k) \leq I_{b, \max} \quad (35)$$

$$P_{motor, \min} \leq P_{motor}(k) \leq P_{motor, \max} \quad (36)$$

$$P_{g, \min} \leq P_g(k) \leq P_{g, \max} \quad (37)$$

$$P_{FC, \min} \leq P_{FC}(k) \leq P_{FC, \max} \quad (38)$$

$$m_{H_2, \min} \leq m_{H_2}(k) \leq m_{H_2, \max} \quad (39)$$

where V_b , I_b , P_{motor} , P_g , P_{FC} and m_{H_2} are values for battery voltage and current, motor, grid and fuel cell power and hydrogen fuel mass, respectively, constrained between \min and \max values dictated by each component's manufacturer.

3.2.5. Optimal control policy

The DDP algorithm aims to evaluate the optimal control policy u^* which imposes the control value of u that minimizes the cost function J for each admissible state value x at each step k over the course of a single PHEV driving cycle: this is represented

mathematically by (40).

$$u^*(x, k) = \arg \min_{u(k) \in U} \{J(x, u, k)\} \quad (40)$$

where u^* is the optimal control signal to be sent to the PEMFC at each state value x and step k to minimize total operating cost J .

4. Results and discussion

In this section, we will define a precise scenario to be submitted to the proposed optimal energy management process; then we will provide a comparative study of our method's performance versus common rule-based PHEV energy management alternatives [26], first on a single-cycle basis and then expand to examine the long-term dynamics of the proposed energy management strategy.

4.1. Proposed scenario

Our scenario examines a mid-sized PHEV including a lithium-ion battery pack as well as a PEMFC submitted to a repeating daily driving load. From the outset of each cycle, the PHEV's battery pack is fully charged and its hydrogen fuel tank is full. This driving load is purposefully designed to allow completion on the PHEV's battery capacity alone, inducing their near-complete discharge as described in Section 2.2. This usage pattern entails significant degradation of the battery pack whose rate is sensitive to high discharge currents and low SOC levels. Both mechanisms can be mitigated via load sharing using the hydrogen-fueled PEMFC, which experiences usage-dependent degradation of its own. Moreover, the plug-in capabilities of the PHEV offer inexpensive public grid-powered recharge opportunities outside the active driving cycle. Our goal is to optimize the economic operating costs of said vehicle over the entire lifetime of its battery pack by balancing the expenses from battery and fuel cell degradation, hydrogen fuel and grid recharge. This is achieved by running the PHEV models through the DDP optimization process' repeating, cumulative cycling as described in Section 3. This process is further repeated until battery *EoL* conditions are reached, thus applying our energy management strategy and monitoring its long-term development over the entirety of the PHEV's battery pack's lifetime. Our results will provide insights into the dynamics of economy-centric PHEV component degradation on both short and long-term macroscopic timescales, as well as provide a comparative basis with rule-based alternatives.

4.2. Comparative study vs. rule-based strategies

We examine the performance of our optimal process in comparison to the two rule-based PHEV energy management systems described below: the charge depleting/charge sustaining energy management (CDCS) and the simple recharge (SR) strategies; as a comparative basis, an *Unmanaged* option will be presented as well. These rule-based management solutions are representative of the energy management strategies most commonly found in commercial and industrial products. They are intended as easily-reproducible comparative references to facilitate the evaluation of our process's outcome, not as a validation of the DDP algorithm, which already satisfies Bellman's Principle of Optimality [46] by definition; it is a foregone conclusion that these simple methods will be outperformed by the optimal process. An exhaustive comparison with alternative optimal energy management techniques, as mentioned in Section 3, is outside the intent of this work.

- *CDCS rule-based strategy*: The CDCS alternative strategy prioritizes battery power until a given SOC level (set at 25% as per industry standards) is reached, at which point a secondary energy carrier kicks in at a variable rate to maintain said SOC at a constant value for the remainder of the driving cycle.
- *SR rule-based strategy*: The SR strategy allows the depletion of the battery pack until a set SOC level is reached (25% as per industry standards), after which it initiates a constant, full-power recharge of the battery pack instead of sustaining its current SOC level.
- *Unmanaged strategy*: This option is really no strategy at all: in this scenario, no recharge effort is supplied by the fuel cell during active driving, thus relying solely on the battery pack's charge for propulsion.

4.2.1. Single-cycle detailed analysis

We begin by examining the performance of our optimal solution across a single daily driving cycle. This particular work uses appropriately coarse discretization parameters to make it more suited to the long-term scale proposed here, which are representative of the decision-making intervals of 200 s (approximately 3.33 min) imposed on the optimal algorithm itself; the timestep for model simulation in-between these decision intervals remains 1 s, as they are driven by the driving cycle's original resolution [29]. Unless otherwise noted, all individual cycles are taken from the 1000th cycle of the long-term process as a common comparison ground, since this point is both available for every proposed solution and presents a relatively advanced state of component degradation, our main point of interest.

Beginning with the optimal power split from Fig. 4, we notice that the bulk of the response from the optimal algorithm occurs late in the cycle, save for the partial absorption of a particularly high peak early in the cycle. This indicates that battery discharge is still prioritized over fuel consumption, even when their degradation is taken into account; but the early peak response does demonstrate that while battery energy is generally the most economically advantageous alternative, high discharge peaks can cause sufficient damage to offset the cost of using the PEMFC for load sharing. Finally, the PEMFC is shown to inject energy in excess of the driving load in its late phase, thus initiating battery recharge before the cycle concludes. This indicates that, in this particular economic environment, PEMFC-based load sharing is more economically advantageous than allowing for a deep battery discharge followed by a lengthy grid-based plug-in recharge after the cycle concludes.

Fig. 5 clearly illustrates the effects of the previous power split on the batteries' SOC, showing that our optimal energy management solution holds it consistently above 60% before recharging back up near 90% during its late phase. The alternative solutions are shown to perform exactly as expected: the CDCS and SR respectively hold or initiate recharge upon reaching the 25% SOC threshold, while the *Unmanaged* solution does not contribute any support and barely completes the cycle on its degraded battery capacity alone. The optimal solution's tendency to hold SOC around 60% might be in part due to our battery model, which aggravates degradation when operating at non-optimal levels [16].

The data from Fig. 6 supports this hypothesis, as it shows ϕ_{DOD} to be maintained at lower levels than every other alternative for the bulk of the cycle. This offers only a partial explanation, as the optimal outcome is constrained by several economic and performance parameters and not explicitly aimed at minimizing battery degradation; however, this trend is a strong indicator of the system's management of battery degradation as a mechanism towards an economically optimal outcome.

Table 5 clearly demonstrates that the *Optimal* solution's total

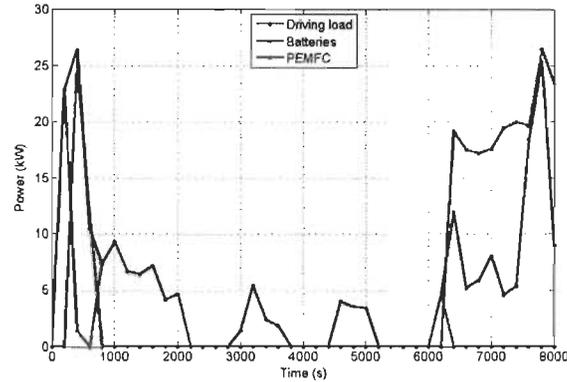


Fig. 4. Optimal driving load power split between battery pack and PEMFC over the course of a single driving cycle with algorithmic decisions set at 200 s intervals (1000th cycle shown).

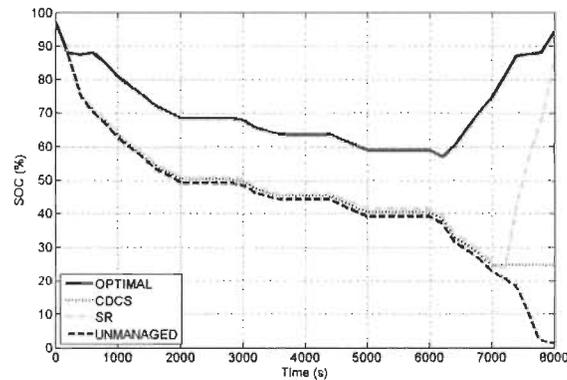


Fig. 5. Comparative battery state-of-charge (SOC) profile over a single daily driving cycle for each proposed energy management solution with algorithmic decisions set at 200 s intervals (1000th cycle shown).

operating cost is below every alternative for this particular driving cycle (3% below nearest competitor CDCS and 6% below worst-performer SR), which is achieved by balancing the costs of every consumable on board (H_2 , δ_b , Q_2 and δ_{FC}). While our process presents slight improvements in overall operating costs, it notably results in the lowest battery degradation amongst all solutions (15% lower than second-best SR, 43% than worst-case *Unmanaged*) at the cost of high fuel cell degradation (45–50% more than both active alternatives) and hydrogen expenses, which is indicative of the impact of battery degradation on our PHEV's economic performance. Given its high late-cycle recharge profile, grid-based recharge costs are understandably minimal. Otherwise, these results and the trends for each solution reflect those that were previously published in Ref. [33].

4.2.2. Long-term energy management dynamics

Here, we expand the scope of our results outside the boundaries of a single cycle and examine the progression of the PHEV's parameters and operating costs over the entirety of its battery pack's lifetime. First, we present Fig. 7, which illustrates the rate of degradation of the PHEV's battery pack according to each of the proposed energy management solutions. As hinted by the low battery degradation values presented above, the *Optimal* solution outlasts its competitors in terms of total useful battery lifetime, with 2297 days (approximately 6 years, 3 months and 17 days) of continuous operation, a total improvement of 18% over the second-best SR alternative and 41% over worst-case *Unmanaged* option. Because of degradation's progressive nature, these results cannot be directly extrapolated from limited cycle data.

Next, we examine Fig. 8, which presents a smoothed

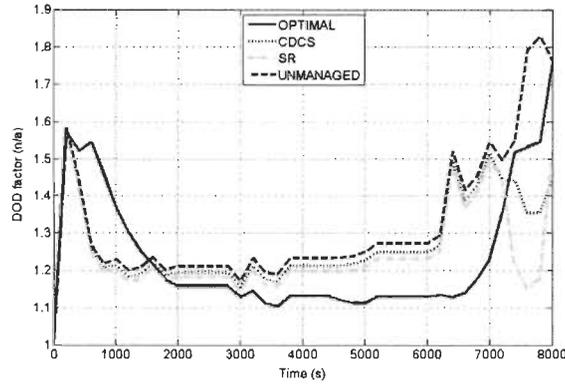


Fig. 6. Comparative battery DOD acceleration factor ϕ_{DOD} profile over a single daily driving cycle for each proposed energy management solution with algorithmic decisions set at 200 s intervals (1000th cycle shown).

Table 5
Comparative cost breakdown (1000th cycle).

	H_2	ϕ_b	Q_e (\$CA)	ϕ_{RC}	Total
Optimal	2.16	2.97	0.07	1.26	6.46
CDCS	0.60	4.26	1.13	0.63	6.61
SR	2.57	3.51	0.19	0.57	6.84
Unmanaged	0.00	5.20	1.58	0.00	6.78

costs. Otherwise, we observe that the CDCS alternative appears to converge towards the *Optimal* solution but is cut short by its failing batteries; the SR and *Unmanaged* options exhibit much faster cost growth rates, the former being largely attributable to its wasteful fuel consumption, the latter being driven by its excessive battery degradation. Finally, we propose to examine the overall performance of each

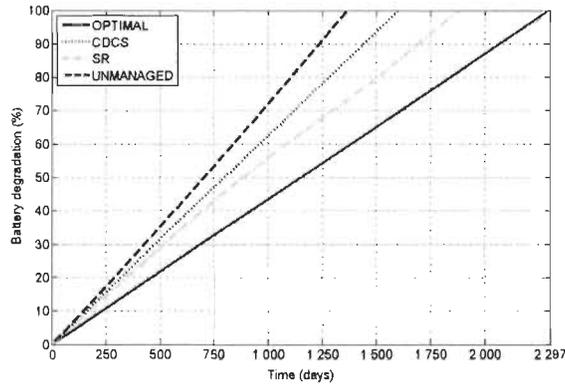


Fig. 7. Comparative battery degradation long-term development across each proposed energy management solution until *EoL* condition is reached.

progression of the cycle-by-cycle operating costs of each solution. At a glance, one can notice that the *Optimal* solution succeeds in maintaining lower daily operating costs than each alternative over the entire course of its lifetime, and that these costs grow at a comparatively lower rate as well. This slow growth is directly tied to its better fuel and degradation management, which in turn leads to more efficient PHEV operation, and ultimately to low operating

solution in numbers, as presented in Table 6, which tallies the total expenses for each solution at its respective conclusion (battery *EoL*) as well as relative values compared to the *Optimal* process. The *Optimal* outcome does display the highest final cost, but also the longest battery lifetime, meaning that it kept functioning (and spending resources) longer than any alternative. The main point of interest of this table is the relative cost to the *Optimal* solution.

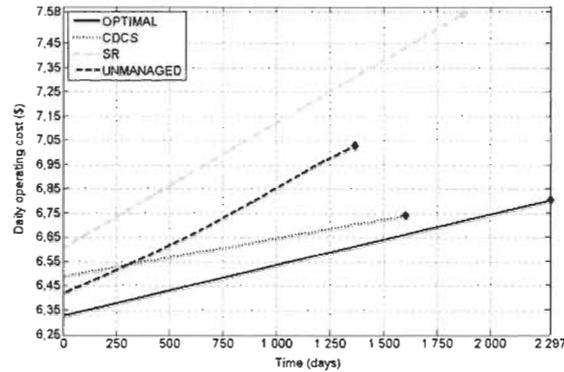


Fig. 8. Daily operating cost for each proposed energy management solution and its progression over the long-term horizon under evaluation.

Table 6
Long-term final comparative cost breakdown.

	Lifetime (days)	H_2	δ_b	Q_c (SCA)	δ_{FC}	Total
Optimal	2297	5140	6915	170	2927	15,152
CDCS	1602	805	6915	1918	955	10,593
SR	1874	4244	6915	761	1058	12,978
Unmanaged	1365	0	6915	2151	0	9066
Optimal	1	1	–	1	1	1
CDCS	0.70	0.16	–	11.28	0.22	0.70
SR	0.82	0.83	–	4.48	0.36	0.86
Unmanaged	0.59	–	–	12.65	–	0.60

Table 7
Optimal-relative EoL cost comparison.

	Lifetime (days)	H_2	δ_b	Q_c (n/a)	δ_{FC}	Total
CDCS	1602	0.23	1.44	16.12	0.32	1.02
SR	1874	1.04	1.23	5.47	0.45	1.06
Unmanaged	1365	–	1.69	21.09	–	1.03

where it is apparent that battery lifetimes correspond closely to the total monetary investment from each solution, i.e. 70% of our maximal optimized battery lifetime can be achieved for about 70% of its total cost using alternative solutions. This would indicate that our optimal process succeeds in extending PHEV battery lifetimes at roughly comparable overall vehicle costs to rule-based alternatives.

Data from Table 7 examines this situation from the perspective of each alternative strategy: it provides the costs of each rule-based strategy at its respective battery EoL condition relative to the Optimal solution's economic performance at the same point in time. From this perspective, we can reaffirm the conclusions described above, as the Optimal does outperform its alternatives in total operating costs by a slim 2%–6% margin, but displays improvements in battery degradation costs between 23 and 69%. This is obtained in exchange for high fuel expenses and significant PEMFC degradation costs, which are 55–68% higher than its closest alternatives, owing to the optimal solution's changing, and thus more damaging, as described by (7), usage profile. In short, our optimal process provides extended battery lifetimes in exchange for fuel

cell usage for comparatively similar, if slightly lower, operating costs than alternative solutions.

5. Conclusion

This work's main objective is to study the long-term effects of economy-centric energy management aboard a PHEV, with special consideration given to the degradation of its energy carriers. The results we obtained indicate our success in reaching that goal and demonstrate the following:

1. Battery degradation management has a significant impact on PHEV economic performance and is observed to be an important cost reduction mechanism.
2. Long-term gains from our optimal energy management technique are most significant where battery lifetime extension is concerned, with predicted improvements from 18% to 41% depending on the alternative.
3. Short and long-term economic gains in overall PHEV operating costs of 3–6% can be achieved through our optimal energy management process.

Further work is underway to expand on the findings reported in this article, beginning with the study of more-demanding driving cycles to delve into the realm of battery degradation-conscious autonomy extension, where alternatives such as the Unmanaged solution proposed here are unavailable. Furthermore, battery temperature is well-documented as a major factor in their degradation; as such, we expect to combine the near optimal load sharing-based management presented here with active temperature control and thus explore these combined management mechanisms within PHEV operation. Finally, our work can be applied to domains outside of direct energy management. For example, by building on battery usage results, we can repurpose our process as a degradation-conscious PHEV component sizing tool aimed at optimizing battery and/or fuel cell capacity; we intend to explore such alternative applications of our process in upcoming research propositions.

Acknowledgment

This work is made possible by support from the Fondation de l'Université du Québec à Trois-Rivières, the Bureau de l'efficacité et de l'innovation énergétique – Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec, the Fonds de recherche Québec – Sciences et technologies (FRQNT) as well as Hydro-Québec.

References

- [1] C.C. Chan, The state of the art of electric, hybrid, and fuel cell vehicles, *Proc. IEEE* 95 (4) (2007) 704–718, <http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2007.892489>, URL: <http://ieeexplore.ieee.org/ipdcs/epic03/wrapper.htm?arnumber=4168013>.
- [2] K. Chau, Z. Wang, Overview of power management in hybrid electric vehicles, *Energy Convers. Manag.* 43 (15) (2002) 1953–1968, [http://dx.doi.org/10.1016/S0196-8904\(01\)00148-0](http://dx.doi.org/10.1016/S0196-8904(01)00148-0), URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0196890401001480>.
- [3] C. Sapienta, L. Andaloro, F. Matera, G. Dispensa, P. Creti, M. Ferraro, V. Antonucci, Batteries analysis for FC-hybrid powertrain optimization, *Int. J. Hydrogen Energy* 33 (12) (2008) 3230–3234, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2008.01.023>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360319908001183>.
- [4] J. Neubauer, A. Brooker, E. Wood, Sensitivity of battery electric vehicle economics to drive patterns, vehicle range, and charge strategies, *J. Power Sources* 209 (2012) 269–277, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.02.107>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775312006230>.
- [5] B. Lutz, Z. Yan, J.B. Gerschler, O.U. Sauer, Influence of plug-in hybrid electric vehicle charging strategies on charging and battery degradation costs, *Energy Policy* 46 (2012) S11–S19, <http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2012.04.017>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0301421512003175>.
- [6] H. Chen, P. Pei, M. Song, Lifetime prediction and the economic lifetime of proton exchange membrane fuel cells, *Appl. Energy* 142 (2015) 154–163, <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.062>, URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036026914013191>.
- [7] E. Wood, M. Alexander, T.H. Bradley, Investigation of battery end-of-life conditions for plug-in hybrid electric vehicles, *J. Power Sources* 196 (11) (2011) 5147–5154, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.02.025>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S037877531100370X>.
- [8] A. Barré, B. Deguilhem, S. Grolleau, M. Gérard, F. Suard, D. Riou, A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications, *J. Power Sources* 241 (2013) 680–689, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.05.040>, Review. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.05.040>.
- [9] M. Brousseau, S. Herreyre, P. Blensan, P. Kaszajna, K. Nechev, R. Staniewicz, Aging mechanism in Li-ion cells and calendar life predictions, *J. Power Sources* 97–98 (2003) 13–21, [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7753\(01\)00722-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7753(01)00722-4).
- [10] Y. Cui, C. Du, G. Yin, Y. Gao, L. Zhang, T. Guan, L. Yang, F. Wang, Multi-stress factor model for cycle lifetime prediction of lithium ion batteries with shallow-depth discharge, *J. Power Sources* 279 (2015) 123–132, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.01.003>.
- [11] W. Gu, Z. Sun, X. Wei, H. Dal, A capacity fading model of lithium-ion battery cycle life based on the kinetics of side reactions for electric vehicle applications, *Electrochim. Acta* 133 (2014) 107–116, <http://dx.doi.org/10.1016/j.electacta.2014.03.088>.
- [12] B.Y. Liaw, E.P. Roth, R.C. Jungst, G. Nagasubramanian, H.L. Case, D.H. Dougherty, Correlation of Arrhenius behaviors in power and capacity fades with cell impedance and heat generation in cylindrical lithium-ion cells, *J. Power Sources* 119–121 (2003) 874–886, [http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7753\(03\)00126-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7753(03)00126-4).
- [13] S. Kelouwani, K. Agbossou, Y. Dubé, L. Boulon, Fuel cell plug-in hybrid electric vehicle anticipatory and real-time blended-mode energy management for battery life preservation, *J. Power Sources* 221 (2012) 406–418, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.05.016>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775312012696>.
- [14] S.B. Peterson, J. Apt, J. Whitacre, Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization, *J. Power Sources* 195 (8) (2010) 2385–2392, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2009.10.010>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775309017443>.
- [15] S.J. Moura, S. Member, J.L. Stein, H.K. Fathy, Battery-Health Conscious Power Management in Plug-In Hybrid Electric Vehicles via Electrochemical Modeling and Stochastic Control, 2012, pp. 1–16.
- [16] R. Adang, D. Aurbach, S. Kraus, Switching algorithms for extended battery life in electric vehicles, *J. Power Sources* 231 (2013) 50–59, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.12.075>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775312018265>.
- [17] A. Müller, Modeling lithium ion battery degradation in electric vehicles, *IEEE Conf. Innov. Technol. Effic. Reliab. Electr. Supply* (2010) 349–356, <http://dx.doi.org/10.7809/ITRES.2010.5619782>, URL: <http://ieeexplore.ieee.org/ipdcs/epic03/wrapper.htm?arnumber=5619782>.
- [18] S. Bashash, S.J. Moura, H.K. Fathy, J.C. Forman, On the aggregate grid load imposed by battery health-conscious charging of plug-in hybrid electric vehicles, *J. Power Sources* 196 (11) (2011) 541–549, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.08.025>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775311011390>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775311011372>.
- [19] R. Wang, S.M. Lukic, Dynamic programming technique in hybrid electric vehicle optimization, *IEEE Int. Electr. Veh. Conf.* (2012) 1–8, <http://dx.doi.org/10.1109/IEVC.2012.6183284>, URL: <http://ieeexplore.ieee.org/ipdcs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6183284>.
- [20] C. Robin, M. Gérard, A. a. Franco, P. Schott, Multi-scale coupling between two dynamical models for PEMFC aging prediction, *Int. J. Hydrogen Energy* 38 (11) (2013) 4675–4688, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2013.01.040>, URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2013.01.040>.
- [21] M. W. Fowler, Degradation and Reliability Modelling of Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cells.
- [22] S.J. Bae, S.J. Kim, J.H. Lee, I. Song, N.I. Kim, Y. Seo, K.B. Kim, N. Lee, J.Y. Park, Degradation pattern prediction of a polymer electrolyte membrane fuel cell stack with series reliability structure via durability data of single cells, *Appl. Energy* 131 (2014) 48–55, <http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.05.064>.
- [23] Y. Zhan, Y. Guo, J. Zhu, L. Li, Natural degradation and stimulated recovery of a proton exchange membrane fuel cell, *Int. J. Hydrogen Energy* 39 (2014) 12849–12858, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2014.06.073>.
- [24] N. Henao, S. Kelouwani, K. Agbossou, Y. Dubé, Proton exchange membrane fuel cells cold start-up global strategy for fuel cell plug-in hybrid electric vehicle, *J. Power Sources* 220 (2012) 31–41, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.07.088>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775312012232>.
- [25] L. Boulon, K. Agbossou, D. Hissel, A. Hernandez, A. Bouscayrol, P. Sicard, M.-C. Péra, Energy Management of a Fuel Cell System: Influence of the Air Supply Control on the Water Issues, 2010, pp. 161–166.
- [26] S. Kelouwani, N. Henao, K. Agbossou, S. Member, Y. Dubé, Two-Layer Energy Management Architecture for a Fuel Cell HEV Using Road Trip Information (CI), 2011, pp. 1–14.
- [27] S.J. Moura, D.S. Callaway, H.K. Fathy, J.L. Stein, Tradeoffs between battery energy capacity and stochastic optimal power management in plug-in hybrid electric vehicles, *J. Power Sources* 195 (9) (2010) 2979–2988, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2009.11.026>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775309019703>.
- [28] W. Waag, C. Plechsch, D.J. Sauer, Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles, *J. Power Sources* 258 (2014) 321–339, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.02.064>.
- [29] US Environmental Protection Agency, Dynamometer Drive Schedules, URL: <http://www.epa.gov/nvrl/testing/dynamometer.htm>.
- [30] D. Stroe, M. Swierczynski, A.I. Stan, R. Teodorescu, Accelerated lifetime testing methodology for lifetime estimation of lithium-ion batteries used in augmented wind power plants, *IEEE Energy Convers. Congr. Expo. ECCE* 2013 50 (6) (2013) 690–698, <http://dx.doi.org/10.1109/ECCE.2013.6546709>.
- [31] F. Martel, S. Kelouwani, Y. Dubé, K. Agbossou, Optimal economy-based battery degradation management dynamics for fuel-cell plug-in hybrid electric vehicles, *J. Power Sources* 274 (2011) 1011–1011, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2011.02.011>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378775311016206>.
- [32] F. Marsdi, Y. Dubé, L. Boulon, K. Agbossou, Hybrid electric vehicle power management strategy including battery lifecycle and degradation model, in: *IEEE Veh. Power Propuls. Conf.*, IEEE, 2011, p. 8.
- [33] F. Martel, S. Kelouwani, Y. Dubé, K. Agbossou, Economy-focused PHEV battery lifetime management through optimal fuel cell load sharing, in: *IEEE Veh. Power Propuls. Conf.*, Montreal, 2015, p. 9.
- [34] US Department of Energy, 2012 Chevrolet Volt – VEH 3029, 2013, pp. 1–6.
- [35] A. Ailon, N. Berman, S. Arzoug, On controllability and trajectory tracking of a kinematic vehicle model, *Automatica* 41 (5) (2005) 889–896, <http://dx.doi.org/10.1016/j.automatica.2004.11.025>, URL: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0005109905000063>.
- [36] R. Huria, Tarun, Massimo Ceraolo, Gazzarrri, Javier, Jackey, High fidelity electrical models with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells, in: *Electr. Veh. Conf. (IEVC)*, 2012 IEEE Int., 2012, pp. 1–8.
- [37] J. Jaguemont, L. Boulon, Y. Dubé, Characterization and modeling of a hybrid electric vehicle lithium-ion battery at low temperatures, *IEEE Trans. Veh. Technol.* 9545 (c) (2015), <http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2015.2391953>, 1–1, <http://ieeexplore.ieee.org/ipdcs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7086731>.
- [38] J. Jaguemont, L. Boulon, F. Venet, Y. Dubé, A. Sari, Lithium ion battery aging experiments at sub-zero temperatures and model development for capacity fade estimation, *IEEE Trans. Veh. Technol.* 9545 (c) (2015), <http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2015.2473641>, 1–1, <http://ieeexplore.ieee.org/ipdcs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7226857>.
- [39] J. Jaguemont, L. Boulon, F. Venet, Y. Dubé, A. Sari, Low temperature aging tests for lithium-ion batteries, 24th IEEE Int. Symp. Ind. Electron. (2013) 1–6.
- [40] J. Jaguemont, L. Boulon, Y. Dubé, D. Poudrier, Low temperature discharge cycle tests for a lithium ion cell, *IEEE Veh. Power Propuls. Conf.* (2014) 1–6, <http://dx.doi.org/10.1109/VPPC.2014.7007097>, URL: <http://ieeexplore.ieee.org/ipdcs/epic03/wrapper.htm?arnumber=7007097>.
- [41] A. Hausmann, C. Depick, Expanding the Peukert equation for battery capacity modeling through inclusion of a temperature dependence, *J. Power Sources* 235 (2013) 148–158, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.01.174>, URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.01.174>.

- [42] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J.F. Maxwell, U. Abdulwahid, I. Baringoald, Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries, vol. 1315, 2005.
- [43] T. Waldmann, M. Wilka, M. Kasper, M. Fleischhammer, M. Wohlfahrt-Mehrens, Temperature dependent ageing mechanisms in lithium-ion batteries – a post-mortem study, *J. Power Sources* 262 (2014) 129–135, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.03.112>.
- [44] N. Omar, M.A. Monem, Y. Firouz, J. Salminen, J. Smeekens, O. Hegazy, H. Gualous, G. Mulder, P. Van den Bossche, T. Coosemans, J. Van Mierlo, Lithium iron phosphate based battery – assessment of the aging parameters and development of cycle life model, *Appl. Energy* 113 (2014) 1575–1585, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.09.093>.
- [45] M. Swierczynski, D.-I. Stroe, A.-I. Stan, R. Teodorescu, S. K.Kar, Suitability of the Nanophosphate LiFePO₄/C Battery Chemistry for the Fully Electric Vehicle : Lifetime Perspective.
- [46] D.E. Kirk, Optimal Control Theory: an Introduction, Dover Publications, 1970.
- [47] N.F. McPhee, R. Poli, W.B. Langdon, A Field Guide to Genetic Programming, No. March, 2008. URL <http://books.google.com/books?id=3P8rqNR5FQc&pgts=1>, <http://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=3P8rqNR5FQc&pgts=1>.
- [48] M. Pourabdollah, E. Silvas, N. Murgovski, M. Steinbuch, B. Egardt, Optimal sizing of a series PHEV : comparison between convex optimization and particle swarm optimization, IFAC-PapersOnLine 48 (15) (2015) 16–22, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.10.003>.
- [49] A.M. Leite da Silva, M.R. Freire, L.M. Honório, Transmission expansion planning optimization by adaptive multi-operator evolutionary algorithms, *Electr. Power Syst. Res.* 133 (2016) 173–181, <http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2015.12.027>. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0378779615004046>.
- [50] A. Heydari, S. Balakrishnan, Global optimality of approximate dynamic programming and its use in non-convex function minimization, *Appl. Soft Comput.* 24 (2014) 291–303, <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2014.07.003>. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1568494614003339>.
- [51] B. Lunz, H. Walz, D.U. Sauer, Optimizing vehicle-to-grid charging strategies using genetic algorithms under the consideration of battery aging, *IEEE Veh. Power Propuls. Conf.* (2011) 1–7, <http://dx.doi.org/10.1109/VPPC.2011.6043021>. URL <http://ieeexplore.ieee.org/lpdocs/epic03/wrapper.htm?arnumber=6043021>.
- [52] Z. Chen, R. Xiong, J. Cao, Particle swarm optimization-based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles considering uncertain driving conditions, *Energy* 96 (2016) 197–208, <http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2015.12.071>. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544215011168>.
- [53] D. Chakraborty, W. Vaz, A.K. Nandi, Optimal driving during electric vehicle acceleration using evolutionary algorithms, *Appl. Soft Comput.* 34 (2015) 217–235, <http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2015.04.024>. URL <http://www.sciopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-84930619697&partnerID=tZ0tx3y1>.
- [54] D.L.W. Jii, J. Li, C. Daniel, Prospects for reducing the processing cost of lithium ion batteries, *J. Power Sources* 275 (2015) (2014) 234–242, <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.11.019>. URL <http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.11.019>.
- [55] Hydro-Québec, Residential Rates, URL <http://www.hydroquebec.com/residential/understanding-you-bill/rates/residential-rates/rate-d/>, 2015.
- [56] J. Spendlow, J. Marcinkoski, DOE Fuel Cell Technologies Office Record 14012: Fuel Cell System Cost – 2013, 2014, pp. 1–8.
- [57] G. Yeh, Y. Kao, S. Yang, M. Rei, Y. Yan, P. Lee, Low cost compact onsite hydrogen generation, *Int. J. Hydrogen Energy* 39 (35) (2014) 20614–20624, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2014.06.140>. URL <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0360319914024811>.

*I can't remember how this got started
Oh, but I can tell you, exactly
How it will end*

Trent Reznor

5

Prévoir la fin

RECHARGER UNE BATTERIE POUR RALENTIR SA DÉGRADATION est une option intéressante à ajouter aux outils de gestion d'énergie de VEH. Par contre, qu'en est-il lorsque les circonstances font de cette recharge une nécessité plutôt qu'un simple outil de contrôle?

Jusqu'à maintenant, les études proposées sont demeurées à l'intérieur de limites confortables bien en-dessous des capacités autonomes des batteries de leurs véhicules, ce qui fut bien utile pour démontrer leur viabilité, même en face d'une solution possible excluant toute intervention coûteuse en carburant. Cependant, les VEH sont fréquemment sollicités dans des contextes où une autonomie bien au-delà de leur capacité de batteries seule est suffisante et où une dépense importante de carburant est à prévoir afin d'atteindre leur objectif de conduite.

Le dernier article propose une étude à long-terme de gestion optimale de dégra-

dation conduite à partir d'un scénario d'extension d'autonomie particulièrement exigeant. L'intensité des charges de conduite en jeu présente un défi nouveau à la méthode d'optimisation proposée par cette thèse dont les résultats surprenants seront analysés en profondeur.

5.1 PRÉVENIR PLUTÔT QUE GUÉRIR

La publication finale incluse à cette thèse s'intitule *Preemptive degradation-induced battery replacement for hybrid electric vehicles in sustained optimal extended-range driving conditions* fut publiée au *Journal of Energy Storage* en septembre 2017 [144]. Cette dernière propose une étude basée sur un scénario d'extension d'autonomie aux charges de conduite significativement plus élevées que lors de publications précédentes.

5.1.1 OBJECTIFS

Le contenu de cet article représente une progression incrémentale des travaux présentés au Chapitre précédent, avec un nouvel objectif d'extension d'autonomie dont les résultats ont conduit à l'exploration d'une solution de remplacement préventif du pack de batteries, soit avant l'atteinte complète de conditions *EoL*. Certains modèles furent toutefois améliorés, notamment le modèle de dégradation de batteries lithium-ion par l'addition de données expérimentales extraites en laboratoire par l'équipe de l'IRH [92, 111]. L'originalité principale de cet ouvrage est tirée de ses résultats et de leur développement inattendu vers des transitoires de puissance à l'approche de la fin de vie des composantes du VEH.

Les contributions concrètes proposées par cet article scientifique se résument ainsi:

- L'application d'une méthode de gestion optimale de VEH à un scénario d'extension d'économie afin d'identifier des transitoires de partage de puissance inaccessibles par des approches limitées basées sur des extrapolations linéaires.

- L'exploration des performances économiques et techniques d'une solution de remplacement préventif des batteries d'un VEH avant l'atteinte de conditions de fin de vie *EoL*.
- L'étude macroscopique à long terme des impacts d'une conduite en extension d'autonomie importante sur le comportement, la performance et la gestion économique d'un VEH conduite sur sa durée de vie complète.

5.1.2 MÉTHODOLOGIE

La méthodologie générale de ce travail est comparable en plusieurs points à la publication présentée au Chapitre 4, sauf pour plusieurs points spécifiques résumés ci-dessous et présentés en détail dans l'article.

Les cycles de conduite proposés pour cette étude en extension d'autonomie furent générés par un algorithme basée sur les chaînes de Markov. À l'aide de ce nouvel outil, une banque de 1000 cycles de conduites fut générée de façon stochastique tout en demeurant statistiquement cohérente avec les cycles de conduite standardisés. Vu le caractère d'extension d'autonomie proposé par cette étude, l'algorithme de génération fut calibré sur un cycle standardisé de conduite longue-distance en conditions d'autoroute, le *Highway Fuel Economy Test* ou HWFET [141]. Cette banque fut implémentée au processus itératif de gestion optimale long-terme. Chacun de ces cycles couvre une distance d'environ 160 km, correspondant à un jalon de 100 miles communément utilisé en mesure d'autonomie de VEH, mais le profil d'accélération et de vitesse de chacun est variable selon les paramètres statistiques de cycles standard. L'autonomie nominale des batteries du VEH utilisé étant de 61 km, cette distance représente une distance de 2.64 fois supérieure à la capacité de celles-ci.

De plus, le modèle de dégradation calendaire de batteries fut amélioré par l'ajout d'un facteur de stress supplémentaire tiré de données expérimentales [100] établissant un lien entre l'état de charge SOC et le vieillissement des batteries lithium-ion en conditions d'entreposage, en plus de l'ajout de données expérimentales de cyclage recueillies par l'équipe de l'IRH [92, 111] appliquées au modèle corre-

spondant. Par ailleurs, le travail à ce stade inclut un modèle complet de gestion thermique du pack de batteries, tel que présenté en [113] dans le cadre d'une conférence. Toutefois, la lourdeur problématique du calcul supplémentaire requis par la gestion thermique, un point disséqué en détail à la Section 6.5.1, ne put être abordée dans l'étude long-terme proposée ici.

5.1.3 RÉSULTATS

Les résultats présentés offrent une courte étude comparative avec des méthodes alternatives de façon à permettre la comparaison directe avec les résultats présentés précédemment aux Chapitres 3 et 4. L'analyse initiale propose une évaluation d'un cycle individuel de conduite en conditions nominales de dégradation. Celle-ci révèle une intervention beaucoup plus intensive de la PEMFC dans la conduite du véhicule en raison de la demande élevée de la charge de conduite en autonomie. On note cependant que la recharge est initiée de façon ponctuelle et correspond aux pics de puissance les plus élevés rencontrés durant l'opération du véhicule, ce qui est cohérent avec le processus bien documenté de partage de charges appelé *peak shaving* dans la littérature. On souligne également que l'énergie fournie par la PEMFC est supérieure à celle requise uniquement par les pics de puissance de conduite, indiquant que le maintien du SOC des batteries par cette énergie excédentaire demeure un outil de contrôle de dégradation économiquement viable même en situation de charge importante.

Cette tendance se maintient dans l'étude long-terme, qui démontre encore une fois que la solution économiquement optimale produit également une durée de vie améliorée du pack de batteries du VEH, bien que celle-ci soit relativement moindre que celle observée en conditions moins exigeantes. On note aussi que les solutions alternatives accomplissent des durées de vies de batterie comparables aux études en conduite urbaine, mais que celles-ci sont réalisées à des coûts d'opérations nettement plus élevés, toujours causées par la charge de conduite élevée. Ceci renforce la pertinence de la méthode optimale proposée, car cela indique fortement que la performance économique des alternatives par règles linéaires communément util-

isées dans les véhicules commerciaux décroît rapidement en parallèle avec l'augmentation de leur charge de conduite.

Par une observation centrale à cet article, on souligne une augmentation marquée des coûts d'opération quotidiens de la solution optimale durant la dernière année utile des batteries du véhicule. Un examen plus approfondi de ce phénomène révèle une transition significative entre l'utilisation de l'énergie des batteries et de la pile PEMFC alors que ceux-ci progressent dans un état de dégradation toujours plus avancé. Les résultats démontrent que le support de la PEMFC visant à maintenir l'état de charge *SoC* des batteries à un niveau optimal à la réduction de leur dégradation diminue progressivement durant cet intervalle, jusqu'à devenir complètement nul à l'atteinte de conditions de fin de vie *EoL* des batteries; la dépense de carburant à partir de ce stade est ajustée de façon à combler la charge de conduite, c'est-à-dire sans excès permettant une remontée du *SoC* mais en quantité suffisante pour ralentir leur décharge complète jusqu'à la conclusion du cycle. Il apparaît donc évident qu'il n'est plus économiquement avantageux, à ce stade avancé de dégradation, de fournir des efforts supplémentaires afin de ralentir le vieillissement des batteries du VEH. Cette observation révèle donc une facette importante de la gestion optimale de dégradation uniquement visible lorsque conduite à long-terme dans son entièreté: bien qu'il soit généralement avantageux de supporter une batterie afin d'en mitiger la dégradation, le niveau de détérioration de celle-ci a un impact significatif sur la solution du processus: en état avancé de d'usure, cet avantage peut même devenir nul tant les performances de la batterie sont réduites.

Ce constat "d'abandon" du pack de batteries en fin de vie a mené à la proposition d'une stratégie de remplacement préventive des batteries, avant l'atteinte de ce type de plateaux de performance détériorée, et à l'évaluation de la pertinence économique et technique d'une telle intervention. Les résultats en termes de performance techniques furent plutôt mitigés, indiquant des gains minimes en performance de batteries et en recharge par le réseau public à divers intervalles de remplacement préventif, mesurés relativement au degré d'usure du pack de batteries, accompagnés de faibles dépenses supplémentaires en consommation de carburant et en dégradation de PEMFC. Toutefois, la conduite d'une seconde anal-

yse axée sur l'économie, qui inclut le coût additionnel de la fraction du pack de batteries "sacrifié" au moment du remplacement, est sans équivoque: aucun gain économique n'est réalisable par un remplacement préventif tel que proposé, les coûts liés au remplacement étant significativement plus importants que les minces économies réalisables par les gains en performance obtenus en contrepartie.

5.1.4 CONCLUSIONS

Les objectifs de cet ouvrage visant l'application à long terme de la méthode d'optimisation dans un scénario exigeant d'extension d'autonomie furent atteints et surpassés par la mise en évidence de dynamiques jusqu'alors inconnues découlant de ce type de gestion d'énergie. Ce travail voulant à l'origine explorer les effets de l'extension d'autonomie sur la gestion optimale à long-terme produit des résultats à la fois surprenants et intéressants. L'apparition des transitoires de puissance en fin de vie des batteries permet ici de démontrer une facette significative de la gestion optimale à long-terme de leur dégradation, particulièrement à l'approche de conditions d'usure terminales. Cette transition, motivée par les pertes de performances des batteries à un état profond de détérioration, indique clairement une diminution marquée des avantages économiques offerts par la gestion active de leur dégradation lorsque celles-ci entrent dans un stade avancé d'usure. Le remplacement préventif, comme il fut clairement démontré, peut être exclu de l'éventail possible de solutions dans un contexte de performance économique.

5.2 UNE NOUVELLE CORDE À NOTRE ARC

Cet article poursuit le travail de la thèse par l'exploration d'une facette supplémentaire de la gestion optimale de dégradation à bord d'un VEH. En plus d'avoir servi à analyser les effets à court et à long terme d'une charge de conduite importante sur le processus de gestion optimale, cette étude permet l'identification de l'état de santé des batteries comme facteur essentiel à la performance économique du processus de gestion lui-même, un aspect qu'il aurait été difficile de quantifier sans l'application de la méthode d'optimisation avancée par cette thèse.

5.3 ARTICLE 3: PREEMPTIVE DEGRADATION-INDUCED BATTERY REPLACEMENT FOR HYBRID ELECTRIC VEHICLES IN SUSTAINED OPTIMAL EXTENDED-RANGE DRIVING CONDITIONS



Contents lists available at ScienceDirect

Journal of Energy Storage

journal homepage: www.elsevier.com/locate/est

Preemptive degradation-induced battery replacement for hybrid electric vehicles in sustained optimal extended-range driving conditions



François Martel^{a,b,*}, Yves Dubé^{a,c}, Joris Jaguemont^d, Souso Kelouwani^{a,c},
Kodjo Agbossou^{a,b}

^a Hydrogen Research Institute at Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR), 3351 boul. des Forges, C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, Canada G9A 5H7

^b Department of Electrical Engineering at UQTR, Canada G9A 5H7

^c Department of Mechanical Engineering at UQTR, Canada G9A 5H7

^d Vrije Universiteit Brussel, Pleinlaan 2, 1050 Brussel Brussels, Belgium

ARTICLE INFO

Article history:

Received 15 December 2016

Received in revised form 3 July 2017

Accepted 4 September 2017

Available online xxxx

Keywords:

Batteries

Degradation

Fuel cells

Electric vehicles

Optimal control

Energy management

ABSTRACT

This research assesses the potential of a preemptive battery replacement strategy designed to curtail the escalation of hybrid electric vehicle (HEV) operating costs when approaching terminal degradation conditions. These long-term repercussions materialize whilst an optimal plug-in hybrid electric vehicle (PHEV) active component degradation management process is applied over an extended length of time. The proposed methodology leverages a lithium-ion battery pack, a hydrogen-fueled polymer electrolyte membrane fuel cell (PEMFC) and plug-in grid recharge capabilities to achieve an economically-optimal Markov chain-generated 100-mile extended autonomy scenario during the entirety of a PHEV's useful lifecycle. Proposed results demonstrate the long-term transitional response of the optimal process when burdened with decreasing component performance. A marked shift between battery and fuel energy priority is observed during late stages of component degradation. This delayed evolution suggests the feasibility of a preemptive component replacement strategy whose potential is analyzed according to performance and economic metrics.

© 2017 Elsevier Ltd. All rights reserved.

1. Introduction

Rechargeable battery packs hold a prime position at the forefront of the next generation of vehicles due to their inherent usefulness as efficient energy accumulators. However, an inexorable flaw of electrochemical energy carriers such as lithium-ion batteries and polymer electrolyte membrane fuel cells (PEMFCs) is their degradation [1,2]: a spectrum of phenomena strongly dependent on usage conditions that gradually erodes their potential until end-of-life (EoL) conditions render them unfit to accomplish their intended function, after which point they must be

replaced at significant cost. On the other hand, an ideal electric vehicle (EV) remains elusive; most EV solutions are built around the hybrid electric vehicle (HEV) concept: an assembly of energy-carrying technologies designed to capitalize on each other's strengths and weaknesses and ultimately achieve satisfactory vehicle operation [3]. By leveraging typical HEV architectures, it is possible to exert an active control over several of the aforementioned sensitive components' operating conditions using contrivances already on-board most HEVs and in turn mitigate their rate of decay, for a price. This research first proposes a macroscopic exploration of the long-term dynamics encountered when HEV component degradation is managed in such a fashion during the entirety of a vehicle's useful, a timescale that is seldom undertaken in currently available optimized PHEV management proposals. Furthermore, our results expand on negative late-stage performance degradation-induced transitional responses to study the impacts of preemptive HEV battery pack replacement, i.e. ahead of terminal EoL conditions; such belated evolutions are only

* Corresponding author at: Hydrogen Research Institute at Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR), 3351 boul. des Forges, C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, Canada G9A 5H7.

E-mail addresses: francois.martel1@uqtr.ca (F. Martel), yves.dube@uqtr.ca (Y. Dubé), joris.jaguemont@vub.ac.be (J. Jaguemont), souso.kelouwani@uqtr.ca (S. Kelouwani), kodjo.agbossou@uqtr.ca (K. Agbossou).

highlighted in the course of the proposed long-term approach and cannot be extrapolated from typical short-term results.

These results are obtained through numerical optimization using a discrete dynamic programming (DDP) technique aimed at optimizing the operating cost of a plug-in hybrid electric vehicle (PHEV) submitted to a long-distance Markov chain-generated 100-mile autonomous benchmark driving scenario carried repeatedly over the entirety of the vehicle's years-long useful lifetime, which ends when either one of its main energy carriers (lithium-ion battery pack or PEMFC) reaches *EoL* conditions. This optimal DDP process uses an economy-based criteria, balancing fuel, grid-powered recharge capabilities as well as both battery and fuel cell usage-sensitive degradation rates to achieve the absolute minimal operating cost during each consecutive daily cycle, where PEMFC degradation and fuel expenses are tallied during active driving intervals while grid-based recharge systematically occurs during inactive periods in-between each driving cycle; battery degradation is estimated at all stages of the vehicle's lifetime. This article offers constructive additions to the scientific field revolving around HEV-centric component degradation management issues by addressing specific points of interest:

- The identification of significant transitional patterns during the later stages of optimally-managed PHEV component degradation that result in increased costs and hastened battery degradation rates.
- A study on the economic and component efficiency gains achievable through a preemptive battery replacement strategy intended to mitigate the aforementioned late-stage degradation-induced rise in operating costs.
- A macroscopic study of the long-term repercussions that arise when a PHEV in extended-range driving conditions is submitted to a component degradation-focused energy management process over the entirety of its useful lifetime.

This article adheres to the following structure: the current section articulates the motivation behind this research and highlights the relevant scientific literature, Section 2 outlines the PHEV models necessary for its realization, Section 3 condenses the optimal process as well as its functional structure, Section 4 investigates the outcomes stemming from the optimal process and Section 5 concludes on our findings and their implications for future research. A complete glossary of the mathematical symbols used within this article is found in the end of the introductory section.

1.1. Literature overview

Component degradation study is a relatively well-researched field that has seen much development due to the heightened interest in efficient transportation and energy storage technologies; as such, lithium-ion batteries [4–6] and PEMFCs [7] have been the subject of many studies in recent years, ranging from modeling [8–10] to microstructure analysis [11,12]. Nevertheless, given the inherent immaturity of these emerging technologies, most of these efforts remain limited in scope [13]. In turn, direct application of ageing phenomena to HEV energy management endeavours remains limited in literature [14–16] and efforts taking an economy-focused approach is rarer still [17–19]. Of the many techniques available to address HEV energy management optimization, discrete dynamic programming (DDP) has proven to be an effective tool [20,21] that carries proof of absolute global optimality by definition [22]. A common aspect of active degradation management efforts found in literature is the short timescale on which they are conducted, which is often limited to a few minutes [23,24] representative of standard driving cycles [25];

conversely, typical HEV component degradation develops in non-linear fashion over several years' time [26], a significant aspect of this issue that few research efforts fully take into account. Our own published research has covered various aspects of the issue, such as lead-acid battery degradation modeling [27], the impacts of economic fluctuation on optimal PHEV energy management outcomes [28], optimal PHEV energy management within finite battery-dependent driving ranges from both short single-cycle [29] and long-term perspectives [30]. The proposed paper is consonant with the latter publication but eschews the boundaries of restrictive PHEV battery capacities to achieve a full 100-mile (161 km) driving scenario, a common benchmark for HEV autonomy extension [31].

Symbol	Unit	Description
P	%	State transition probability matrix
i, j	n/a	State index values
n_1, n_2	n/a	Damaging event counter
V_i, U_{deg}	$\mu V \text{ cycle}^{-1}$	Instantaneous voltage degradation [2]
	$\mu V h^{-1}$	Voltage degradation rate [2]
$V_{nom,cell}$	V	Nominal fuel cell voltage
<i>EoL</i>	%	Battery end-of-life condition [32]
<i>EoL_{FC}</i>	%	Fuel cell end-of-life condition [2]
k	n/a	Discretization step
Δt	s	Step length
V_b	V	Battery voltage
I_b	A	Battery current
E_m	V	Battery electromotive force [33–35]
<i>SOC</i>	%	State-of-charge
θ_b	$^{\circ}K$	Battery electrolyte temperature
R_0	Ω	Battery pole resistance [33–35]
R_1	Ω	Battery internal resistance [33–35]
I_m	A	Battery main branch current
τ_1	s	Battery time delay factor [33–35]
t	s	Simulation time
Q_b	Ah	Battery charge
C_d	Ah	Degraded battery capacity
ϕ_{D00}	n/a	Discharge level stress factor
κ	Ah	Battery instantaneous lifetime capacity
κ_{max}	Ah	Battery maximal lifetime capacity
A	n/a	Exponential prefactor
E_a	$J \text{ mol}^{-1}$	Activation energy for degradation reactions
R	$J \text{ mol}^{-1} K^{-1}$	Universal gas constant
$\theta_{b,ref}$	$^{\circ}K$	Battery reference electrolyte temperature
λ_b	years	Estimated battery lifetime [28]
x_1	var.	State variable
H_2	kg	Hydrogen fuel
$\delta_{b,c}$	%	Battery cycling degradation
$\delta_{b,c}$	%	Battery calendar degradation
δ_b	%	Battery cumulative degradation
δ_{FC}	%	Fuel cell degradation
x_{min}	var.	Minimal state admissible value
x_{max}	var.	Maximal state admissible value
u_R	n/a	Control variable
C_f	SCAN	Performance criteria
J	SCAN	Objective function
N	n/a	Final discretized step

2. Numerical models

This section provides condensed modeling information to foster reader engagement, with supplemental attention given to specific additions to the current paper: interested readers can access fully detailed mathematical descriptions of the models abridged here in [29,30]. As a general rule, in order to accommodate the calculation-heavy constraints of the optimal process and the macroscopic, economy-focused scope of our objectives, the models presented in this research lean towards straightforward, concise representations.

The modeled PHEV's general specifications [36] are that of a 1721 kg mid-sized sedan built according to a series architecture,

with an on-board 62 kW-capable PEMFC and 307.2 V/45 Ah (nominal) 288-cell LiFeMnPO₄ battery pack, giving it a nominal 61 km battery-only range. Battery chemistry is modeled according to experimental data gathered at our lab [33–35] using automotive LiFeMnPO₄ battery packs. Vehicle physics are represented using linear kinematics [37] to instantaneously extract power load information from the speed and acceleration values found in driving cycles (Section 2.1) via longitudinal equations. Regenerative braking is fully accounted for during vehicle deceleration intervals, as are efficiency losses caused by vehicle transmission, aerodynamics and tire rolling friction. The PHEV's electrical subsystems, fuel cell system and plug-in recharge circuit are modeled via manufacturer's efficiency maps in similar fashion to represent energy losses proportional to their usage profile. Unless noted otherwise, efficiency maps are either based on measurements taken on an experimental HEV platform [27,28] scaled to fit the parameters of the vehicle emulated in this study and/or directly taken from corresponding manufacturer's data.

2.1. Markov chain-derived driving cycles

Our proposed range-extension scenario requires a specific set of driving cycle parameters in order to properly address issues that occur in similar conditions; in essence, our driving cycle represents the load imposed on the electrical drivetrain during vehicle operation and is one of its components' main degradation factor. In order to structure our research towards its intended extended-range driving scenario objectives, we require a cycle able to fulfill several criteria:

- Demand a driving load far in excess of the PHEV's fully charged battery capacity.
- Emulate a naturalistic long-distance driving pattern.
- Provide enough flexibility to fine-tune its driving characteristics.

At first glance, none of the available standardized driving cycles [25] were found to be sufficient on their own to cover the extended driving distance/battery discharge required by our scenario. Moreover, while some cycles, such as the Highway Fuel Economy Test (HWFET) cycle, did provide driving behaviours conducive to long-distance driving pattern simulation, each lacked the required

flexibility and did not accurately represent the irregularities encountered in repeating, real-world driving conditions.

As such, to procure a selection of driving cycles comprising the length, distance, variety and statistical characteristics required to complete the proposed research scenario, a stochastic generation algorithm based on Markov chain theory is implemented. Markov chain theory's successful application to driving cycle generation, as highlighted in [38–40], involves the construction of a state transition probability matrix $P(1)$ using statistical data extracted from a standardized driving cycle. Given the extended range driving conditions proposed here, the HWFET cycle [25], customarily employed to evaluate vehicular fuel economy ratings in highway driving conditions, is determined to be a prime candidate.

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,j} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{i,1} & p_{i,2} & \dots & p_{i,j} \end{bmatrix} \text{ where } \sum_j p_{i,j} = 1 \quad (1)$$

This versatile algorithm produces driving cycles of user-set length and distance that maintain their core cycle's statistical coherency with long-distance highway driving patterns. The original cycle's 16.45 km driving distance (Fig. 1a) is extended to 161 km (Fig. 1b) to reach an objective 100-mile HEV autonomy benchmark; in this case, this represents 2.64 times the PHEV's nominal 61 km battery-powered range. Moreover, to better represent the irregularities inherent to realistic driving conditions, this algorithm is used to generate an array of 1000 long-range, statistically-consistent driving cycles to be called upon by the optimal process's long-term recursive structure (Section 3).

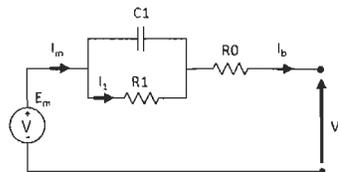


Fig. 2. Lithium-ion battery equivalent circuit model diagram [41].

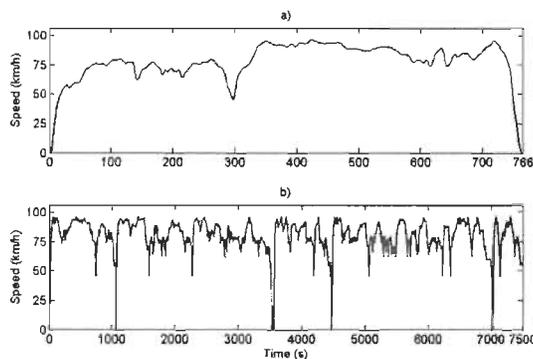


Fig. 1. Standardized HWFET driving cycle [25] (a) and a sample Markov chain-derived 100 mile (161 km) extended autonomy driving cycle (b) extracted using the former's statistical probability characteristics.

2.2. Battery pack model

An equivalent-circuit approach to electrical battery modeling, as illustrated in Fig. 2, is implemented in this work [41–43]; as such, the PHEV's architecture is designed to represent battery discharge current I_b as a function of variable battery voltage V_b (2). Furthermore, the equivalent circuit battery model is linked to the depth-of-discharge (DOD) driven degradation model ϕ_{DOD} through battery electrical charge Q_e and state-of-charge (SOC) (3). Data for E_m , R_0 , R_1 and τ_1 values were obtained through experimental discharge protocols performed at our lab on automotive LiFe-MnPO₄ battery packs [33–35].

$$V_b(k) = \frac{E_m(SOC, \theta_b) - I_b(k)R_0(SOC, \theta_b)}{-R_1(SOC, \theta_b)_m(k)e^{-t/\tau_1}} \quad (2)$$

$$SOC(k+1) = SOC(k) - \frac{Q_e(k+1)}{C_b(k+1)} \quad (3)$$

2.3. Improved battery cycling and time-temperature calendar degradation

Battery cycling ageing is strongly tied to the negative influence of deep discharge levels (SOC/DOD) on battery degradation, which is modeled via the inclusion of a specific stress factor, ϕ_{DOD} (4), itself rooted in battery lifecycle data as contributed by [44]. This degradation model $\delta_{b,l}$ accounts for the fraction of the maximum lifetime recoverable battery energy κ_{max} that is depleted through discharge currents I_b . The basic principle behind this model, dubbed the Ah-throughput technique [45], (5) is refined to include a DOD-sensitive stress factor ϕ_{DOD} instead of average values for κ_{max} .

$$\phi_{DOD}(DOD, k) = 1 + \frac{(\kappa_{max} - \kappa(DOD, k))}{\kappa_{max}} \quad (4)$$

$$\delta_{b,l}(I_b, DOD, k) = \sum_{k=t_0}^{t_f} \frac{[I_b(k)\phi_{DOD}(DOD, k)]\Delta t}{\kappa_{max}} \quad (5)$$

Calendar ageing is assessed by using experimental values for activation energy E_a from lithium-ion battery testing data [46], as reported in Fig. 3, applied to refine the common approach to use average E_a values for Arrhenius-based modeling in literature. An additional SOC/DOD dimension is added to calendar ageing by a secondary stress factor, ϕ_{age} derived using experimental data from [47] which specifically quantifies the impacts of battery SOC/DOD levels on time-temperature ageing values; a SOC-driven reference

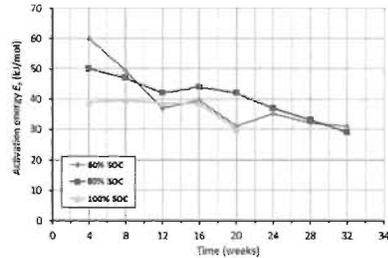


Fig. 3. Activation energy E_a progression for Arrhenius-based lithium-ion battery power fade over an extended storage period at different SOC levels [46].

table inserts the ϕ_{age} stress factor into (6). Temperature is kept at a constant 20 °C throughout this particular study; λ_b is a battery lifetime estimate of 8 years, as per manufacturer's data [26].

$$\delta_{b,\theta} (DOD, \theta_b, k) = \sum_{k=t_0}^{t_f} \left[\frac{Ae^{\left(\frac{-E_a}{R(\theta_b(k) - \theta_{b,ref})}\right)} \phi_{age}(DOD, k)}{\lambda_b} \right] \Delta t \quad (6)$$

The individual degradation models therefore cumulate damage relative to each's respective mechanism, discharge current I_b or storage time/temperature intervals Δt , which are accelerated by stress factors ϕ representative of battery usage conditions. The combined degradation models are used to measure the battery pack's state of health from 0% (new) to 100% (terminal) levels, as described by (7).

$$\delta_b(I_b, DOD, \theta_b, k) = \delta_{b,l} + \delta_{b,\theta} \quad (7)$$

Terminal battery *EoL* limits are set upon reaching 80% initial battery capacity, as per industry standards [32]. This gradual capacity loss is linearly reflected on the battery's electrical performance (2), (3); drastic performance drops expected beyond *EoL* conditions are not represented as their fulfillment terminates the simulation process.

2.4. PEM fuel cell model

A system-level efficiency map [48] is applied to represent the energy losses relative to the power demand from the optimal decision process. While this model fails to account for the complete spectrum of fuel cell dynamics, the constraints and scope of this work have made its simplified but nevertheless reliable output an adequate substitute for more precise but highly demanding models. The hydrogen fuel spent to satisfy the required power output is evaluated using hydrogen's higher heating value (HHV) for fuel-to-energy conversion. Fuel cell load change rates are not constrained and can vary freely in response to optimal demand. This limitation is a consequence of the DDP optimal process, which would require an additional state variable in order to limit PEMFC rates, amplifying its computational burden beyond manageable hardware constraints.

Fuel cell degradation estimation is measured according to load variations and specific damaging events as reported by [2] detailed in Table 1. PEMFC progressive lifetime erosion is reflected on the system as a gradual loss of cell voltage and decreasing cell efficiency in (8). EoL_{FC} is fuel cell end-of-life voltage loss level set at 90% as prescribed by the original model [2].

$$\delta_{FC}(k+1) = \delta_{FC}(k) + \frac{\sum_{k=1}^{k+1} k_{FC}(n_1 V_1' + n_2 V_2' + U_{load}' \Delta t)}{V_{nom,cell}(1 - EoL_{FC})} \quad (8)$$

Table 1
PEMFC voltage degradation rates [2].

Operating conditions	Voltage degradation rate
Start-stop	$V_1' = 13.79 \mu\text{V/cycle}$
Load change	$V_2' = 0.4185 \mu\text{V/cycle}$
Low power idling	$U_{load}' = 8.662 \mu\text{V/h}$
High power load	$U_{load}' = 10.00 \mu\text{V/h}$
k_{FC} factor	1.72

3. Optimal process

The optimization process used for this work is based on discrete dynamic programming theory (DDP) [22] and is designed to maximize computational efficiency within the constraints of the technique itself. Dynamic programming theory is a recursive optimization method which, in essence, breaks down complex problems into a series of simpler subproblems, solves each subproblem once and stores each's solution within computer memory; whenever these preprocessed subproblems reoccur within the algorithm, they are recalled from memory instead of being recalculated. One could describe DDP as a “smart” approach to direct enumeration (colloquially dubbed the *brute force* approach) in that it does process the entirety of a given optimal problem's allowable states and variables, which is key in the technique's proof of global optimality [49], but does so at an exponential fraction of the calculations required by the latter. The DDP algorithm was also chosen because of its relative simplicity and its flexible nature, which allows it to process the number and variety of variables necessary to complete this work; in addition, iterative processes such as genetic algorithms [50], particle swarm optimization [51] or evolutionary methods [52] are susceptible to

converge to a local optimal point rather than a global optimal [53], although they can be successfully applied to HEV management applications when properly tuned [54–56].

A full discussion on the DDP optimal process used for this work is found in [30]. The proposed strategy is based on dynamic programming theory for single daily cycle optimization which is applied within a recursive algorithmic structure that equates long timescales with successive optimized daily cycles. As such, even though DDP carries, by definition, a proof of absolute global optimality [22], this proof only extends to individual daily cycles directly under the DDP algorithm's control: the recursive long-term structure proposed here therefore produces a *sum of optima* rather than a global optimum for the entire time period under study.

The optimal structure can be encapsulated by the following descriptive enumeration, which is itself further broken down in the algorithmic structural flowchart found in Fig. 4:

1. *Single cycle optimization*: A single driving cycle is optimized via the DDP algorithm. Each cycle symbolically represents a 24-h period and is therefore referred to as a *daily cycle*. Each *day* encapsulates an active PHEV driving interval followed by a

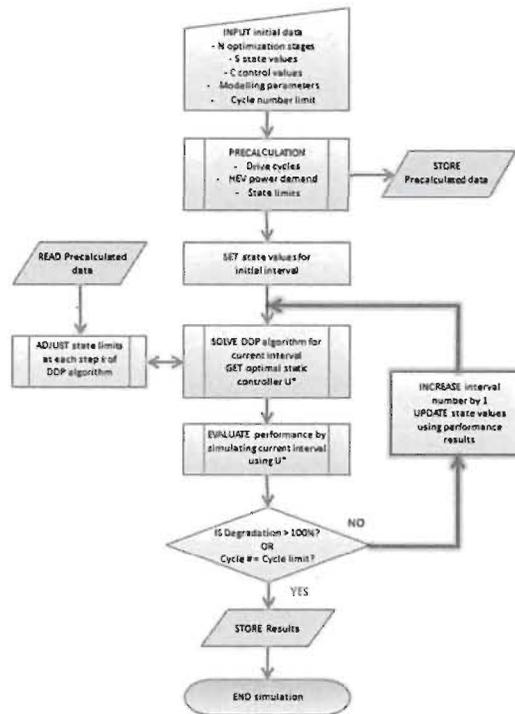


Fig. 4. Long-term PHEV optimization strategy logical structure using a repeating DDP algorithm continuously updated with component degradation-induced performance losses.

systematic grid-based battery recharge to full (95%) battery SOC during the remaining time. Degradation and grid recharge-based costs are accounted for the full 24-h duration, including post-driving recharge, by the cost optimization algorithm.

2. **Performance update:** Optimized parameters for each consumable (fuel H_2 , battery lifetime δ_b , grid energy Q_e and PEMFC lifetime δ_{FC}) and their cost for the current daily cycle are tallied. Decreasing performance parameters for the degrading battery pack and fuel cell are updated within their respective models.
3. **Recursive process:** A new Markov chain-derived driving cycle is recalled from the available collection. Steps 1 and 2 are repeated using the updated cost and performance parameters, which are carried on to the next day.
4. **Terminal EoL conditions:** Steps 1 to 3 are repeated until either the battery pack or the PEMFC reach terminal EoL conditions, at which point the process ends. End results are available on both a single-cycle basis and on a macroscopic scale of successive days. We note that this method presents a simplified representation of repeating driving behaviours and should be interpreted as such.

3.1. State and control variables

An active control measure over battery degradation is made available to the DDP algorithm: driving load sharing/battery SOC management. A control variable is introduced to establish the power demand to the PEMFC to achieve optimal battery assistance. This control variable u_R is constrained between 0 and 1, i.e. null and maximum values for PEMFC power output directed to the battery pack, as per the PHEV's serial structure, as found in (9).

$$u_R(k) \in U_R = [u_{R,min}, u_{R,max}] \quad (9)$$

The main consumables to be minimized during PHEV operation are represented within the DDP algorithm as state variables; these quantify the evolution of hydrogen fuel H_2 , battery degradation δ_b , remaining battery charge Q_e and PEMFC degradation δ_{FC} . Each is constrained by physical limitations and operating parameters defined by their respective manufacturers. The admissible range of values x_{min} and x_{max} are precalculated for each state variable using the corresponding models described in (10)–(13).

$$x_{H_2}(k) \in X_{H_2}(k) = [x_{H_2,min}(k), x_{H_2,max}(k)] \quad (10)$$

$$x_{\delta_b}(k) \in X_{\delta_b}(k) = [x_{\delta_b,min}(k), x_{\delta_b,max}(k)] \quad (11)$$

$$x_{Q_e}(k) \in X_{Q_e}(k) = [x_{Q_e,min}(k), x_{Q_e,max}(k)] \quad (12)$$

$$x_{\delta_{FC}}(k) \in X_{\delta_{FC}}(k) = [x_{\delta_{FC},min}(k), x_{\delta_{FC},max}(k)] \quad (13)$$

3.2. Objective function

Our scenario dictates that performance criteria must reflect economic performance; each is the financial cost of every decision relative to its influence on the state variables H_2 , δ_b , Q_e and δ_{FC} according to each consumable's cost. State variables and criteria are positive, steadily increasing functions save for grid recharge, which is a linear relation between instantaneous battery SOC and the grid-based recharge cost required to compensate. Fuel cell system price also includes its auxiliaries (bipolar plates, membranes, catalyst, gas diffusion layer, humidifier, air compressor) but not its hydrogen reservoir. Degradation expenses are measured by

Table 2
Consumable component costs.

α_{H_2} (\$ kg ⁻¹)	α_b (\$ kWh ⁻¹)	α_{Q_e} (\$ kWh ⁻¹)	$\alpha_{\delta_{FC}}$ (\$ kW ⁻¹)
2.88	500.00	0.11	55.00

an equivalent loss percentage of the total cost of the component itself. The sum of each expense from the performance criteria result in the objective function, a singular performance score for every decision taken by the algorithm. As such, it cumulates the total monetary expense encountered during a single decision interval k (14) according to the relative cost values found in literature summarized in Table 2 for each of the consumable components on-board the PHEV.

$$J(x, u, k) = \sum_{k=0}^N [C_{H_2}(x_{H_2}, u_R, k) + C_b(x_{\delta_b}, u_R, k) + C_{Q_e}(x_{Q_e}, u_R, k) + C_{\delta_{FC}}(x_{\delta_{FC}}, u_R, k)] + C_{Q_e}(x_{Q_e}, N) \quad (14)$$

3.3. Optimal control policy

The DDP algorithm is designed to produce an optimal control policy u_R^* , i.e. the optimal PEMFC control values of u_R that minimize the cost function J for each admissible state value x at each step k over the entire course of a single PHEV driving cycle (15).

$$u_R^*(x, k) = \arg \min_{u_R(k) \in U_R} \{J(x, u_R, k)\} \quad (15)$$

This control policy is subject to numerous constraints in order to produce a realistic outcome. A central priority being that each driving cycle must be followed closely and carried to its conclusion with sufficient PHEV power and energy for our scenario to be valid, a sufficient energy condition is ensured by enforcing a soft constraint on minimum and maximum battery SOC values. Each single driving cycle (Fig. 1) directly imposes speed and acceleration parameters on the PHEV and optimal process. Hard constraints are set on physical limitations such as battery voltage and motor power through the models themselves, as determined by experimental data and/or manufacturer's recommendations.

4. Results and discussion

This segment presents a cross-section of the most revelatory results produced by our optimization process when submitted to the autonomy extension scenario presented in Section 3. This dissection is broken down into 3 main points of interest, beginning with an overview of the management process's response from a single-cycle daily perspective to clarify the process's low-level inner workings to the reader. This is followed by our key objective, the assessment of economy-focused optimal PHEV degradation management dynamics observed from a macroscopic, long-term timescale. Finally, we exploit the information derived from this analysis to investigate the merits of preemptive battery replacement strategies from component performance and cost-efficiency standpoints.

4.1. Framework

The present scenario involves a PHEV sedan (Section 2) submitted to a driving load far in excess of its available battery capacity (Section 2.1). This scenario follows a framework consonant with long-term driving behaviour (Section 3). Single daily driving cycles are established as standalone units of time that encompass a complete 24-h period that includes an active driving

interval (Fig. 1), a post-cycle grid-powered plug-in recharge protocol and subsequent vehicle storage up to the next daily cycle's start. Daily units are fully optimized via the DDP algorithm (Section 3), which carries the PHEV through completion of its extended driving load at minimal operating cost while balancing fuel consumption, post-cycle recharge levels and both battery and PEMFC usage-sensitive degradation rates. These optimized expenses and degradation levels are carried over the following daily cycle, which repeats the DDP process in recursive fashion using updated performance parameters and a new, statistically homologous Markov chain-generated driving load. The process ends when either rated degradation level (battery pack or PEMFC) reaches predefined *EoL* conditions: 80% initial capacity for batteries [32] and 90% initial cell voltage for the fuel cell [2]. End results are therefore available on two timescales: seconds for single cycles and successive days for long-term assessment.

4.2. Comparative references

In order to reinforce the reader's grasp of the optimal process's performance on a single-cycle basis, we provide the following two comparative reference scenarios, each representative of simple rule-based energy management solutions most commonly found in commercial and industrial applications. These reference-only alternatives are not to be construed as validation of the optimality of the process: it is a foregone conclusion that any well-tuned optimal process will outperform such rudimentary solutions.

- *CDCS rule-based strategy*: The charge depleting/charge sustaining (CDCS) alternative prioritizes battery power until a set 25% SOC level (as per industry standards) is reached, at which point a secondary energy carrier sustains said SOC for the remainder of the driving cycle.
- *SR rule-based strategy*: The simple recharge (SR) solution allows the depletion of the battery pack until a set 25% SOC (as per industry standards), after which it initiates a constant-power (30% was found to be satisfactory) recharge of the battery pack.

Past efforts have considered an *Unmanaged* alternative where no fuel cell assistance is given to the battery pack at all [30,28]; this approach is nonviable considering the current driving load which far exceeds battery capacity.

4.3. Single-cycle optimal autonomy extension

To begin, we examine the direct output of the process for a given daily cycle, which establishes the minimal-cost power split between battery pack and PEMFC (Fig. 5) to complete its driving

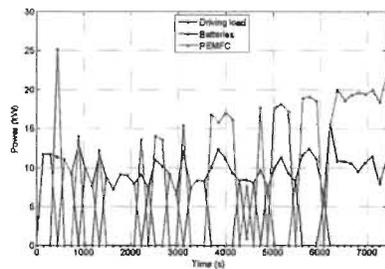


Fig. 5. Optimal driving load power split between battery pack and PEMFC over the course of a single driving cycle (1st cycle shown).

load. This figure represents the decision process output from the DDP algorithm and as such is defined by the latter's time discretization interval; elapsed time, driving cycle loads and vehicular system responses are simulated on a 1-second scale. A number of key responses are demonstrated in the sample power split from Fig. 5, which is taken from the initial cycle of the long-term process, i.e. its components are non-degraded from the outset. First is the apparent sporadic, intermittent fuel cell response to the driving load. Closer comparison of these irregular control impulses to underlying driving load strongly correlates with the presence of high peak loads. This is consistent with the well-documented advantageous effects of peak load shaving discussed in literature [57,58]. These recharge impulses are shown to provide energy in excess of that required by the driving load alone. Given that the prime cost factors outside of fuel expense are the degradation rates of the battery pack and fuel cell, this excess is solely justifiable as an open effort from the optimal process to curtail cost by suppressing component degradation. Another noteworthy feature from Fig. 5 is that while priority is given to battery energy over fuel consumption for most of the driving cycle, that balance appears to shift during the last interval of the cycle, where the fuel cell dominates the power split. This is reflects a more energetic battery recharge as opposed to conservative peak-absorbing charge sustenance, as the depleted battery SOC displayed at the cycle's conclusion indicates their increased capacity to accumulate the excess energy provided by the fuel cell. As a general note, these new single-cycle results are consonant with previous observations [28–30] but the responses measured are more pronounced here due to the intense driving load involved.

4.4. Long-term degradation management dynamics

The long-term timescale proposed here concludes when either battery pack or PEMFC reaches *EoL* terminal conditions, indicating that replacement is due. Each of the proposed solutions is carried to this conclusion, as represented by Fig. 6. Terminal battery degradation is shown to occur well ahead of the fuel cell's, so its evolution remains at the core of our analysis; Fig. 6 plots the rate of degradation displayed by each solution from its origin up to its terminal state. The *Optimal* management solution exhibits a lesser degradation rate that carries its battery pack to 2000 days of continuous operation (5 years, 5 months and 22 days). This exceeds each alternative's life span by a notable margin, with the recharge-intensive but wasteful *SR* behind at 1824 days (91% of the optimal, 5 months and 26 days behind) and the middling *CDCS* even farther at 1667 days (83% of the optimal, 11 months and 3 days less), even though its objective is not degradation management *per se*, but minimal-cost economic performance. This supports the economic

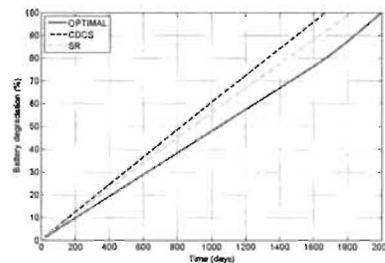


Fig. 6. Battery degradation evolution over their total predicted lifetime for each proposed solution.

Table 3
Long-term *Optimal*-relative performance breakdown.

<i>Optimal</i>	<i>Lifetime</i> 2000 d	H_2 2194 kg	δ_b 100%	Q_e 5138 kWh	δ_{FC} 74%	Total 16,027\$
CDCS	0.83	0.49	–	3.48	0.93	0.88
SR	0.91	0.83	–	1.56	1.02	0.96

viability of active degradation management as an efficient means to extend useful PHEV battery lifetime.

The relative performance of each solution upon reaching terminal battery degradation is presented in Table 3. At the forefront are the total operating costs distributed over the PHEV's useful lifetime: the CDCS and SR alternative achieve 83% and 91% of the *Optimal*'s useful lifetime at 88% and 95% of the latter's cumulative cost, respectively, indicating that a modest 4–5% reduction in operating costs was achieved via the proposed *Optimal* methodology, mirroring observations found in [30]. Likewise, the trends of comparative per-component consumption rates remain consistent but vary in scale because of the heightened stress imposed by long-distance driving conditions. Of note is the lifetime achieved by the rule-based alternatives, which differs by slight gains of 4% and 3% over previously reported values for the CDCS and SR solutions, respectively, seemingly indicating comparable performance regardless of differences in driving scenarios. However, closer inspection reveals that these solutions' total expenses are 33% and 18% higher, respectively, while the *Optimal* outcome is merely 6% more costly overall than previously reported. Moreover, the costs from Table 3 do not include the potential battery replacement expense necessary to sustain both alternatives up to the same lifetime achieved under *Optimal* management: these alone would raise the CDCS and SR solutions' cumulative costs by 8% and 4%, respectively. This substantiates the potential of the proposed strategy both on its own merits and by comparatively highlighting the decreasing economic returns of rigid rule-based strategies when applied to PHEVs under long-term, elevated stress conditions.

On the other hand, the *Optimal* lifetime is 87% of the previously reported conclusion [30], which lasted nearly 10 months more with 2297 days under *Optimal* management using a comparatively short-ranged, battery-only urban driving cycle. At first glance, this reveals the influence of the challenging driving load on the optimal process's outcome even when under equivalent management, objectives and parameters. However, single-cycle results from both studies display roughly similar optimal 65–75% SOC profiles during early-to-middle cycles, which should lead to proportional battery lifetimes. Consequently, this lifetime variation should be induced by pivotal differences in later stages of operation that are

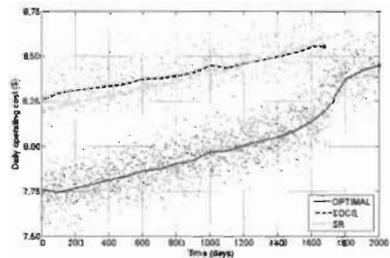


Fig. 7. Daily operating cost evolution over each proposed solution's PHEV battery lifetime.

triggered by the extended driving load. In essence, this suggests that while the process leverages active battery degradation management as a cost-reduction measure on a cycle-by-cycle basis (Fig. 5), this slowly-evolving mechanism's influence strongly fluctuates, both economy and performance-wise, when placed under elevated stress and observed from a long-term perspective.

Further evidence of the long-term evolution is found in Fig. 7, which traces the progression of the total daily operating costs displayed by each solution. Due to the variations brought on by the random elements of the Markov chain-based driving load generation algorithm, each specific daily cycle is different from the last: the results from Fig. 7 are therefore enhanced by tracing a smoothed moving average curve of the generated data clusters. At a glance, total operating costs of the *Optimal* outcome on a quotidian basis are shown to consistently remain below each alternative solution, both of which demonstrate similar underwhelming performances and steady rates of increase. Still, the most revealing information extracted from Fig. 7 is the marked rise in operating costs that manifests in the last quarter of the *Optimal* process' 2000-day course. This surge in operating costs is a sensible indicator that a substantial shift has taken place in the later stages of the optimal management process' outcome, as hinted in the discussion of Fig. 6. Given that cost in this scenario is fundamentally driven by the ageing of the PHEV's energy carrying components, it is reasonable to infer that degradation phenomena are at the root of this new development.

4.5. Transitional dynamics during late-stage degradation

A breakdown of each individual PHEV cost-sensitive element involved during this transitional interval is presented in Fig. 8 to further inquire into this newfound response. Overall operating costs (black) are shown to rise in the same manner as Fig. 7 while individual components reveal more information on the nature of the operational shift highlighted in Section 4.4. Most telling is the reversal in priority between battery and fuel cell usage. Battery degradation (red) and fuel consumption (blue) are relatively steady and closely matched throughout most of the cycle, with a slightly higher fuel consumption priority over battery usage. However, fuel consumption drastically decreases by as much as 49% during the final quarter of the long-term horizon, which begins roughly 450 days, or 1 year and 3 months, before battery *EoL* is reached. This transition is also reflected in the fuel cell's degradation rate (cyan), which also plummets by approximately 19% during the same period. Conversely, battery degradation during this stage rises by approximately 33% and grid-based recharge (green) leaps by more

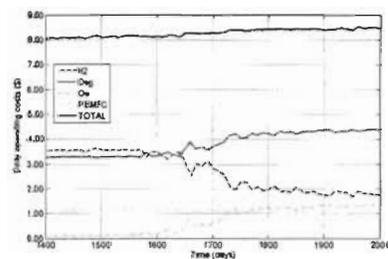


Fig. 8. Breakdown of daily operating cost evolution for the optimal solution for each individual component, focused on the final quarter of predicted battery lifetime displaying costs for hydrogen fuel H_2 as [H₂] (blue), battery degradation δ_b as [Deg] (red), grid recharge Q_e as [Qe] (green) and fuel cell degradation δ_{FC} as [PEMFC] (cyan), including cumulative cost [TOTAL] (black).

than 15 times the amount expended during the rest of the cycle. However, this prominent rise remains relatively low in relation to other expenses from an overall cycle. Nevertheless, high degradation costs coupled with an explosion in post-cycle grid recharge indicates a significantly higher reliance on battery energy to complete each driving cycle. This hypothesis is further described by observing Fig. 9, which plots battery SOC levels at various points during this transition.

The data from Fig. 9 plainly confirms the rise in battery dependence during the late-stage transitional interval, as it clearly displays battery usage evolution from an undegraded state (red) to the earliest stages of the late transitional period (blue), where change is more subtle but more closely tied to end-of-cycle/grid recharge-based SOC levels, to middle (green) and final (black) days of the transitional period, where the battery pack is completely drained at the conclusion of the cycle with ever-diminishing consideration given to hold its SOC at degradation-reducing levels during the process. This last element is key in understanding the relationships at work. While it might seem counter-intuitive to be more reliant on a highly-degraded battery pack, one must consider the optimal process' two main incentives to economically use its PEMFC and fuel: the first is the imperative to successfully complete its driving load, which remains unchanged throughout the vehicle's lifetime. The other is solely meant as an economically motivated counterbalance to battery degradation. In this context, the process cannot be said to be specifically more reliant on battery energy to complete its late-stage driving cycles: driving load-dependent fuel expense, as evidenced by the straightforward, completely-empty SOC profile of final cycle in Fig. 9, is kept at a minimum throughout. The difference in fuel consumption at various points in time is therefore due to the PEMFC-powered effort, or lack thereof, to curtail battery degradation rates over the course of the battery pack's lifetime. In essence, these findings indicate that it becomes ever less economically advantageous to mitigate battery degradation through fuel cell-based load sharing as that same battery's performance declines. While previous results have supported the benefits of fuel-based recharge as an economically-viable means to mitigate battery degradation, this new conclusion brings an important caveat to such a strategy: the degradation levels of a given battery, especially during its later stages, can significantly affect the expected benefits of its application.

4.6. Preemptive PHEV battery pack replacement strategy

When taking into consideration the proposition that PHEV battery packs in later stages of degradation yield progressively deteriorating benefits in terms of economically-motivated active

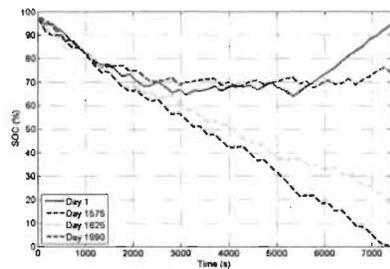


Fig. 9. Optimal battery SOC profile transition at the later stages of the PHEV's useful lifetime.

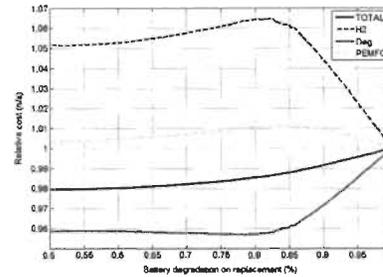


Fig. 10. Component-specific relative lifetime operating costs for preemptive battery replacement at various degradation levels displaying costs for hydrogen fuel H_2 as $[H_2]$ (blue), battery degradation δ_b as $[Deg]$ (red) and fuel cell degradation δ_{fc} as $[PEMFC]$ (cyan), including cumulative cost $[TOTAL]$ (black); grid recharge Q_r and values for replacement below 50% battery degradation levels are omitted for clarity. (For interpretation of the references to color in this figure legend, the reader is referred to the web version of this article.)

management efforts, preemptive battery pack replacement, i.e. the replacement of the battery pack ahead of terminal *EoL* conditions, naturally emerges as a practical solution to counter the strategy's diminishing returns. To investigate the benefits of such an intervention, we submit the curves from Fig. 10 which represent the costs of preemptive battery replacement relative to *EoL* conditions for ranges of battery degradation above 50% (fully encompassing the transitional interval) on each individual component's lifetime operating cost. Grid-based recharge, as hinted in previous results (Section 4.5), undergoes dramatic variations alongside battery performance. However, because of its diminutive impact on the overall solution, it is excluded from Fig. 10 in order to improve the figure's clarity.

These curves highlight the divergent outcome of preemptive battery replacement on the PHEV's main cost components as early replacement tends precipitate higher fuel and PEMFC degradation-caused lifetime costs while the opposite is true of battery degradation and overall operating costs. The highlights of the replacement cost curves from Fig. 10 are summarized in Table 4. Expected benefits and drawbacks exhibit an evaluated upper limit of 7% increase for fuel at 82% battery degradation replacement level and lower limit of 4% decrease at 78% replacement for battery lifetime costs; these peak variations, as well as the degradation levels at which they occur, are compiled in Table 4. Chronologically, these peaks and valleys correlate with the introduction of the late-stage transitional response highlighted in Section 4.4 and Figs. 7 and 8. In essence, the outcomes of preemptive battery replacement stem from the use of a brand-new battery pack at any given stage of the vehicle's lifetime. As such, while optimal fuel cell and battery management responds accordingly, the overall economical benefits from these subtle performance gains (*EoL* conditions are set at 80% initial battery capacity) are correspondingly modest and differ on a component-to-component basis. Total operating costs from

Table 4
Preemptive battery replacement per-component performance variations.

Component	Peak variation	δ_b level
H_2	+7%	82%
δ_b	-4%	78%
Q_r	-67%	63%
δ_{fc}	+1%	85%
Total	-2%	53%

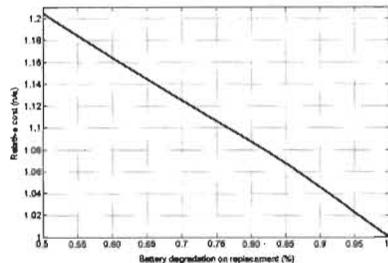


Fig. 11. Relative total PHEV lifetime operating costs for all preemptive battery replacement degradation levels including forfeit battery lifetime penalty; values for replacement below 50% battery degradation levels omitted for clarity.

Fig. 10 describe slight improvements of 2% on early 53% battery degradation replacement scenarios. However, these numbers only account for the performance gains that originate from the replacement; they do not account for the cost of the remaining below-EoL battery lifetime that is sacrificed upon replacement. This loss penalty is added to total lifetime operating costs in Fig. 11. As one can unequivocally observe in Fig. 11, preemptive battery replacement does not bring any economic advantage to PHEV users when the cost penalty associated with early battery retirement is considered. Ergo, while some pros and cons of this strategy do manifest on a component-by-component basis, the sacrificial cost associated with premature battery pack replacement far outweighs the modest monetary gains obtainable through the use of a better-performing battery for any given period of operation.

5. Conclusion

The purpose of this work is to investigate the benefits of preemptive battery pack replacement in light of the dynamics that emerge while a degradation-focused PHEV optimal energy management strategy is applied for sustained operation under challenging driving conditions. The results provided herein attest to the successful accomplishment of this chief objective. Moreover, the findings presented in this document contribute to the existing body of scientific literature by addressing key topics of interest:

- Battery degradation is identified as the main motivator of a significant priority transition between battery and fuel energies for vehicle propulsion during long-term extended range driving.
- This late-stage transitional response is primarily caused by the diminishing economical returns of maintaining a deeply-degraded battery's SOC at high degradation-abating levels through the assistance of a fuel-powered secondary energy carrier.
- Though modest variations on lifetime expenses between 4% and 7% are noted on a per-component basis, preemptive PHEV battery replacement is found to be an overall unsatisfactory economical counter to late-stage degradation transitional response.

Several avenues are available to pursue this work further; chief among those is the addition of battery temperature to the proposed process, one of the major catalysts for battery degradation alongside depth-of-discharge. In addition to thermal and climate modeling, battery core temperature can potentially be influenced using external energy carriers: its active management would represent a strong complement to the current management

tools and would introduce a fresh layer of complexity to future research endeavours.

Acknowledgments

This work is made possible by support from the Fondation de l'Université du Québec à Trois-Rivières, the Bureau de l'efficacité et de l'innovation énergétique - Ministère des Ressources naturelles et de la Faune du Québec, the Fonds de recherche Québec - Sciences et technologies (FRQNT) as well as Hydro-Québec.

References

- [1] B. Lutz, Z. Yan, J.B. Gerschler, D.J. Sauer, Influence of plug-in hybrid electric vehicle charging strategies on charging and battery degradation costs, *Energy Policy* (2012) 511–519, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.enpol.2012.04.017>.
- [2] H. Chen, P. Pei, M. Song, Lifetime prediction and the economic lifetime of proton exchange membrane fuel cells, *Appl. Energy* (2015) 154–163, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.12.062>.
- [3] C.C. Chan, The state of the art of electric, hybrid, and fuel cell vehicles, *Proc. IEEE* (4) (2007) 704–718, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/JPROC.2007.892489>.
- [4] M.U. Cuma, T. Koroglu, A comprehensive review on estimation strategies used in hybrid and battery electric vehicles, *Renew. Sustain. Energy Rev.* (2015) 517–521, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2014.10.047>.
- [5] M. Abdel Monem, K. Trad, M. Omar, O. Hegazy, B. Mantel, G. Mulder, P. Van den Bossche, J. Van Mierlo, Lithium-ion batteries: evaluation study of different charging methodologies based on aging process, *Appl. Energy* (2015) 143–155, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.02.064>.
- [6] S.L. Huat, Y. Yonghuang, A.A. Tay, Integration issues of lithium-ion battery into electric vehicles battery pack, *J. Clean. Prod.* (2016), doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.11.011>.
- [7] F. Urrchaga, T. Kadyk, S.G. Rinaldo, A.G. Pistono, J. Hu, W. Lee, C. Richards, M.H. Eikerling, C.A. Rice, Catalyst degradation in fuel cell electrodes: accelerated stress tests and model-based analysis, *Electrochim. Acta* (2015) 1500–1510, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.electacta.2015.03.182>.
- [8] T.R. Tanim, C.D. Rahn, Aging formula for lithium ion batteries with solid electrolyte interphase layer growth, *J. Power Sources* (2015) 239–247, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2015.06.014>.
- [9] M. Mayuf, S. Strahl, A. Husat, W.G. Bessler, ScienceDirect A multi-timescale modelling methodology for PEMFC performance and durability in a virtual fuel cell car, *Int. J. Hydrogen Energy* (46) (2015) 1–11, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2015.09.152>.
- [10] I. Kang, M. Kim, J. Kim, V.-J. Sohn, Numerical modeling of the degradation rate for membrane electrode assemblies in high temperature proton exchange membrane fuel cells and analyzing operational effects of the degradation, *Int. J. Hydrogen Energy* (15) (2015) 5444–5455, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ijhydene.2015.01.185>.
- [11] M. Kassem, C. Delacourt, Postmortem analysis of calendar-aged graphite/LiFePO₄ cells, *J. Power Sources* (2013) 159–171, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.01.147>.
- [12] Y. Li, J. Yang, J. Song, Microscale characterization of coupled degradation mechanism of graded materials in lithium batteries of electric vehicles, *Renew. Sustain. Energy Rev.* (2015) 1449–1461, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2015.05.080>.
- [13] B.G. Pollet, I. Staffell, J.L. Shang, Current status of hybrid, battery and fuel cell electric vehicles: from electrochemistry to market prospects, *Electrochim. Acta* (2012) 235–249, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.electacta.2012.03.172>.
- [14] F.J. Jiménez-Españador, D.P. Guerrero, E.C. Trujillo, M.T. García, J. Wideberg, Fully optimized energy management for propulsion, thermal cooling and auxiliaries of a serial hybrid electric vehicle, *Appl. Therm. Eng.* (2015) 694–705, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.08.020>.
- [15] Z. Song, J. Li, X. Han, L. Xu, L. Lu, M. Ouyang, H. Hofmann, Multi-objective optimization of a semi-active battery/supercapacitor energy storage system for electric vehicles, *Appl. Energy* (2014) 212–224, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.06.087>.
- [16] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, J. Hou, X. Zhang, M. Ouyang, The optimization of a hybrid energy storage system at subzero temperatures: energy management strategy design and battery heating requirement analysis, *Appl. Energy* (2015) 976–988, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.08.126>.
- [17] R.L. Fares, M.E. Webber, A flexible model for economic operational management of grid battery energy storage, *Energy* (2014) 768–776, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2014.10.072>.
- [18] G. Maddadian, N. Khalili, M. Khodayat, M. Shahidehpour, Optimal scheduling of distributed battery storage for enhancing the security and the economics of electric power systems with emission constraints, *Electr. Power Syst. Res.* (2015) 192–199, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.epsr.2015.03.003>.
- [19] J. Reußauer, A. Brooker, E. Wood, Sensitivity of battery electric vehicle economics to drive patterns, vehicle range, and charge strategies, *J. Power Sources* (2012) 269–277, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.02.017>.
- [20] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, X. Han, M. Ouyang, Optimization for a hybrid energy storage system in electric vehicles using dynamic programming approach,

- Appl. Energy (2015) 151–162, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.11.020>.
- [21] S.J. Moura, J.L. Stein, H.K. Fathy, Battery-Health Conscious Power Management in Plug-In Hybrid Electric Vehicles via Electrochemical Modeling and Stochastic Control, (2012), pp. 1–16.
- [22] D.E. Kirk, *Optimal Control Theory: An Introduction*, Dover Publications, 1970.
- [23] W. Waag, C. Fleischer, D.U. Sauer, Critical review of the methods for monitoring of lithium-ion batteries in electric and hybrid vehicles, *J. Power Sources* (2014) 321–339, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.02.064>.
- [24] D. Stroe, M. Swierczynski, A.I. Stan, K. Teodorescu, Accelerated lifetime testing methodology for lifetime estimation of lithium-ion batteries used in augmented wind power plants, 2013 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, ECCE 2013 50 (6) (2013) 690–698, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/ECCE.2013.6646769>.
- [25] US Environmental Protection Agency, Dynamometer Drive Schedules, <http://www.epa.gov/tvfe/testing/dynamometer.htm>, 2017.
- [26] M. Swierczynski, D.-I. Stroe, A.-I. Stan, R. Teodorescu, S.K. Kar, Suitability of the Nanophosphate LiFePO₄/C Battery Chemistry for the Fully Electric Vehicle: Lifetime Perspective, (2014).
- [27] F. Martel, Y. Dubé, L. Boulon, K. Agbossou, Hybrid electric vehicle power management strategy including battery lifecycle and degradation model, IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, IEEE (2011) 8.
- [28] F. Martel, S. Kelouwani, Y. Dubé, K. Agbossou, Optimal economy-based battery degradation management dynamics for fuel-cell plug-in hybrid electric vehicles, *J. Power Sources* (2014), doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.10.011>.
- [29] F. Martel, S. Kelouwani, Y. Dubé, K. Agbossou, Economy-focused PHEV battery lifetime management through optimal fuel cell load sharing, IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, Montreal, 2015, pp. 9.
- [30] F. Martel, Y. Dubé, S. Kelouwani, J. Jaguemont, K. Agbossou, Long-term economic plug-in hybrid electric vehicle battery lifetime degradation management through near optimal fuel cell load sharing, *J. Power Sources* 318 (2016) 270–282, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2016.04.029>.
- [31] R. Farrington, J. Rugh, Impact of Vehicle Air-Conditioning on Fuel Economy, Tailpipe Emissions, and Electric Vehicle Range, Earth Technologies Forum (September) <http://www.nrel.gov/docs/fy00osti/28960.pdf>, doi:NREL/CP-540-28960.
- [32] T. Waldmann, M. Wilka, M. Kasper, M. Fleischhammer, M. Wohlfahrt-Mehrens, Temperature dependent ageing mechanisms in lithium-ion batteries – a post-mortem study, *J. Power Sources* (2014) 129–135, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2014.03.112>.
- [33] J. Jaguemont, L. Boulon, Y. Dubé, Characterization and modeling of a hybrid electric vehicle lithium ion battery at low temperatures, IEEE Trans. Veh. Technol. (c) (2015) 1, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/TVT.2015.2391053>.
- [34] J. Jaguemont, L. Boulon, P. Venet, Y. Dubé, A. Sari, Low temperature aging tests for lithium-ion batteries, 24th IEEE International Symposium on Industrial Electronics (2015) 1–6.
- [35] J. Jaguemont, L. Boulon, Y. Dubé, D. Vuudrien, Low temperature discharge cycle tests for a lithium ion cell, 2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC) (2014) 1–6, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/VPPC.2014.7007097>.
- [36] U.S. Department of Energy, 2013 Chevrolet Volt – VIN 3028, (2013), pp. 1–6.
- [37] A. Ailon, N. Berman, S. Arogeti, On controllability and trajectory tracking of a kinematic vehicle model, *Automatica* (3) (2005) 839–896, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.automatica.2004.11.025>.
- [38] L. Li, S. You, C. Yang, B. Yan, J. Song, Z. Chen, Driving-behavior-aware stochastic model predictive control for plug-in hybrid electric buses, *Appl. Energy* (2016) 868–879, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2015.10.152>.
- [39] Z. Liu, A. Ivancic, Z. Filipi, Naturalistic drive cycle synthesis for pickup trucks, *J. Saf. Res. (June)* (2015), doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jsr.2015.06.005> 809.e26–115.
- [40] A. Hoekstra, D. Filev, S. Szwbowski, K. McDonough, I. Kolmanovskiy, Evolving Markov chain models of driving conditions using onboard learning, 2013 IEEE International Conference on Cybernetics, CYBCONF 2013 (2013) 1–6, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/CYBCONF.2013.6617462>.
- [41] T. Huria, M. Ceraolo, J. Gazzari, R. Jackey, High fidelity electrical model with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells, Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International (2012) 1–8.
- [42] M. Ceraolo, New dynamical models of lead-acid batteries, *IEEE Trans. Power Syst.* (4) (2000) 1184–1190, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/59.898088>.
- [43] S. Barsali, M. Ceraolo, Dynamical models of lead-acid batteries: implementation issues, *IEEE Trans. Energy Convers.* (1) (2002) 16–23, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/60.985432>.
- [44] N. Omar, M.A. Monem, Y. Firooz, J. Salminen, J. Smekens, O. Hegazy, H. Gailoux, G. Mulder, P. Van den Bossche, T. Coosemans, J. Van Mierlo, Lithium iron phosphate based battery – assessment of the aging parameters and development of cycle life model, *Appl. Energy* (2014) 1575–1585, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.apenergy.2013.09.003>.
- [45] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J.F. Manwell, U. Abdulwahid, I. Baring-gould, Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries, 1515(2005).
- [46] B.Y. Liaw, E.F. Roth, E.G. Jungst, G. Nagasubramanian, H.L. Case, D.H. Doughty, Correlation of Arrhenius behaviors in power and capacity fades with cell impedance and heat generation in cylindrical lithium-ion cells, *J. Power Sources* 119–121 (2003) 874–886, doi:[http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7753\(03\)00196-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0378-7753(03)00196-4).
- [47] M. Kassem, J. Bernard, R. Revel, S. Pélissier, F. Duclaud, C. Delacourt, Calendar aging of a graphite/LiFePO₄ cell, *J. Power Sources* (2012) 296–305, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.02.068>.
- [48] F. Barbir, *PEM Fuel Cells: Theory and Practice*, 1st ed., Elsevier Academic Press, 2005.
- [49] R.E. Bellman, *The Theory of Dynamic Programming*, (1954), doi:<http://dx.doi.org/10.1090/S0002-9904-1954-09848-8>.
- [50] N.F. McPhee, R. Poli, W.B. Langdon, *A Field Guide to Genetic Programming*, (2008, March).
- [51] M. Pourabdollah, E. Silvas, N. Murgovski, M. Steinbuch, B. Egardt, Optimal Sizing of a Series PHEV: Comparison between Convex Optimization and Particle Swarm Optimization, IFAC-PapersOnLine (15), 2015, pp. 16–22, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.10.003>.
- [52] A.M. Leite da Silva, M.R. Freire, L.M. Honório, Transmission expansion planning optimization by adaptive multi-operator evolutionary algorithms, *Electr. Power Syst. Res.* (2016) 173–181, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eprsr.2015.12.027>.
- [53] A. Heydari, S. Balakrishnan, Global optimality of approximate dynamic programming and its use in non-convex function minimization, *Appl. Soft Comput.* (2014) 291–303, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2014.07.003>.
- [54] B. Lunz, H. Walz, D.U. Sauer, Optimizing vehicle-to-grid charging strategies using genetic algorithms under the consideration of battery aging, 2011 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (2011) 1–7, doi:<http://dx.doi.org/10.1109/VPPC.2011.6043041>.
- [55] Z. Chen, K. Xiong, J. Cao, Particle swarm optimization (PSO)-based optimal power management of plug-in hybrid electric vehicles considering uncertain driving conditions, *Energy* (2016) 197–208, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.energy.2015.12.071>.
- [56] D. Chakraborty, V.V. Vaz, A.K. Nandi, Optimal driving during electric vehicle acceleration using evolutionary algorithms, *Appl. Soft Comput.* (2015) 117–135, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.asoc.2015.04.024>.
- [57] S.B. Peterson, J. Whitacre, J. Apt, The economics of using plug-in hybrid electric vehicle battery packs for grid storage, *J. Power Sources* (8) (2001) 2777–2869, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.jpowsour.2009.08.078>.
- [58] K. Dhryya, J. Østergaard, Battery energy storage technology for power systems – an overview, *Electr. Power Syst. Res.* (4) (2009) 511–520, doi:<http://dx.doi.org/10.1016/j.eprsr.2008.09.017>.

Les différences, ça a de la valeur.

Roger Cloutier

6

Discussion générale

IL APPARAÎT ÉVIDENT, à travers les travaux de recherche présentés dans cette thèse, que la dégradation des vecteurs énergétiques à bord de véhicules électriques hybrides est un sujet vaste et complexe. Il n'en demeure pas moins que celui-ci représente un verrou technologique majeur qu'il est impératif de résoudre si l'avenir représenté par l'électrification des transports de masse doit se concrétiser.

En effet, la détérioration accélérée des batteries, piles à combustibles et autres dispositifs électrochimiques de transformation d'énergie lorsque soumis aux conditions exigeantes à bord d'un VEH représentent un obstacle de taille au succès de ce nouveau paradigme de véhicules. Bien que les développements technologiques se succèdent à un rythme soutenu et que nombre de barrières sont en voie d'être maîtrisées [171], cette nouvelle idéologie demeurera inévitablement contrainte à un marché de niche tant que leur rendement économique demeure inférieur aux

véhicules à base de moteur à combustion interne actuellement offerts. À l'heure actuelle, le coût d'acquisition prohibitif de ces véhicules restreint leur acquisition aux consommateurs à la fois très bien nantis et particulièrement conscients aux enjeux environnementaux; lorsqu'on ajoute à cet investissement l'obligation de réinvestir à terme une large fraction de ce capital initial afin de remplacer une batterie détériorée, leur validité dans ce marché très compétitif est doublement remise en question. Cette réalité handicape du même coup le marché de véhicules de seconde main par lequel sont comblés les besoins de moyens de transport d'une large portion de la population moins économiquement avantagée.

Le développement du concept des véhicules électriques hybrides est né de l'absence d'une technologie d'accumulateur énergétique capable de compétitionner directement avec les MCI: celui-ci propose donc d'assembler diverses technologies actuellement disponibles et de palier aux faiblesses de l'une par les forces de l'autre. La même philosophie est au coeur du travail proposé ici: dans l'attente d'une percée technologique majeure capable d'éliminer d'emblée les problématiques de dégradation, nous proposons l'hypothèse qu'une utilisation judicieuse des composantes déjà incluses dans ce type de véhicules sera suffisante pour mitiger une part significative de cette faiblesse. L'approche préconisée consiste à partager la charge de puissance demandée aux batteries durant la conduite avec une source secondaire afin de réduire l'intensité du courant qui y circule, maintenir son état de charge et éventuellement contrôler sa température dans l'objectif de diminuer le taux de progression de sa dégradation. Afin de demeurer cohérents avec les enjeux auxquels font face les VEH destinés au transport de masse, nous proposons également qu'il est possible d'accomplir une telle entreprise de façon économiquement avantageuse.

La complexité physique, temporelle et matérielle de ce type de problématique ont conduit nos efforts vers une série d'études conduites majoritairement en environnement de simulation, bien que les résultats d'une caractérisation expérimentale du comportement électrique et de la dégradation des batteries furent inclus à nos travaux. Cette orientation nous a toutefois donné accès à des outils puissants de modélisation et d'optimisation, comme la programmation dynamique, ainsi qu'avec la latitude de pousser ces outils aux limites de leurs capacités afin de

produire des études à long-terme jusque-là absentes de la littérature scientifique. Une telle complexité aurait par ailleurs été difficile à explorer en divisant nos efforts vers une multiplicité de campagnes expérimentales laborieuses qui, somme toute, sont déjà bien cernées dans la littérature disponible.

6.1 RÉPONDRE AUX GRANDES QUESTIONS

Les résultats produits dans le cadre de ce travail de recherche, dont une large partie est incluse à cette thèse via les articles des Chapitres 3, 4 et 5, parlent d'eux-mêmes. La première publication, présentée au Chapitre 3, jette les bases du travail en validant une interrogation centrale aux hypothèses avancées: est-ce que la gestion active de la dégradation des batteries d'un VEH est économiquement viable? Les résultats obtenus révèlent que oui, la méthode est effectivement viable et même avantageuse, mais uniquement à l'intérieur de limites bien définies. Les outils développés dans le cadre de cette première étude permettent de tracer ces limites économiques et sont adaptables à une variété d'études aux objectifs similaires. Vu le poids économique de la dégradation à bord de VEH, la valeur de tels outils, capables de répondre à l'interrogation: "est-ce que cette méthode est rentable?" qui figure en tête de liste de toute entreprise commerciale est évidemment très appréciable. De plus, l'application plus poussée de cet outil prédictif a permis la production d'une variété de résultats d'intérêt quant à l'influence des paramètres économiques de chaque composante individuelle du système à l'étude (carburant, batteries et recharge par le réseau) sur l'issue de sa gestion optimale, démontrant sa capacité à fournir de l'information détaillée sur ce type de problématique en plus de répondre à des questions fondamentales. Ainsi, la méthode illustre sa capacité comme instrument capable d'aborder les interrogations tant techniques nécessaires aux travaux d'ingénierie que de niveau supérieur plus palpables par les instances de leadership du domaine.

Ce travail initial comporte évidemment certaines limites. Tel que mentionné au Chapitre 3, celui-ci est basé sur une modélisation de véhicule basse vitesse à batteries acide-plomb, limitant son application dans un domaine largement peuplé par

des architectures pleine puissance propulsées par des chimies modernes à base de lithium-ion. Ceci fut cependant un atout lors de la rédaction de l'article, car l'écart économique important entre cette technologie de batterie peu dispendieuse et le carburant hydrogène employé pour la recharge ajoute par sa seule présence à la pertinence de la méthode proposée. De plus, l'exploitation d'une plate-forme de VEH basse vitesse expérimentale, le Némó, fut un atout notable lors de cette phase initiale du projet de recherche. De façon générale, la modélisation fut réalisée de façon concise afin de permettre son adaptation à l'algorithme d'optimisation: il va de soi que des modèles plus élaborés permettraient d'obtenir des résultats correspondants. La méthode proposée est toutefois flexible et facilement adaptable à de telles modifications.

6.2 UN TRAVAIL DE LONGUE HALEINE

Le second article présenté au Chapitre 4 propose une expansion significative des travaux de modélisation et de gestion optimale. Principalement, celui-ci introduit un algorithme spécialement conçu afin d'optimiser la gestion de dégradation des composantes du VEH sur l'entièreté de sa vie utile, typiquement conduite sur plusieurs années consécutives. Ce type d'étude, au moment de la publication, était entièrement absent de la littérature, et à la connaissance des auteurs, le demeure encore largement aujourd'hui. L'intérêt de cette approche est évident, d'abord par son potentiel de représenter fidèlement l'évolution des phénomènes de dégradation à leur juste échelle de développement. En effet, malgré la progression très lente de tels mécanismes, la complexité de ce type d'étude fait en sorte que la recherche se limite à une portée de quelques minutes, voire quelques heures, alors que son échelle réelle est conduite sur plusieurs années.

On propose communément des extrapolations linéaires basées sur des cycles très courts afin de justifier diverses projections à long-terme. Ce type d'exercice est défaillant sur deux fronts principaux, le premier étant le caractère auto-aggravant de la dégradation: par exemple, une batterie se dégrade plus rapidement lorsque son état de charge *SoC* est bas et perd du même coup une fraction de sa capacité.

Ainsi, lorsque soumise à une charge identique à répétition, l'état de charge d'une batterie en dégradation baisse plus rapidement relativement à sa capacité restante; en retour, ce *SoC* plus bas accélère le rythme à laquelle celle-ci se dégrade, et ainsi de suite. Qui plus est, la dégradation ne représente pas uniquement une mesure de l'état de santé d'une batterie mais également une perte progressive de performance à tous les niveaux (capacité, résistance interne, tension, etc.) ayant des répercussions directes sur l'opération du véhicule. Bref, une interpolation linéaire à partir de résultats limités ne tient simplement pas la route, particulièrement lorsqu'on propose de projeter le résultat de plusieurs années à partir de quelques minutes de données complètes.

En second lieu, l'optimisation ajoute une dimension entière à cette problématique. En effet, l'algorithme d'optimisation tel que présenté ici retourne un profil de recharge de batteries via une source de carburant secondaire afin de compléter un trajet à coût minimal, dégradation incluse. Toutefois, cette opération est sensible à la performance de ses composantes; dans le cas qui nous intéresse, cette performance diminue au fil de l'utilisation du VEH. L'algorithme d'optimisation doit donc s'adapter en continu aux performances toujours diminuées de ses composantes afin de retourner un coût d'opération minimal à chaque intervalle de décision. Une telle adaptation engendre nécessairement une variété de dynamiques au sein de la gestion optimale d'énergie d'un tel véhicule qu'il est impossible d'identifier par de simples extrapolations linéaires. Un exemple particulièrement significatif du type de dynamiques se manifestant à long-terme est représentée dans le troisième article du Chapitre 5; le second article offre lui-même des données illustrant concrètement la performance du processus lorsqu'appliqué sur le long-terme, mais son scénario de conduite tempérée en milieu urbain est moins propice à l'apparition de dynamiques aussi marquées. En somme, la méthode d'optimisation proposée ici permet l'exploration de la gestion de dégradation à une échelle correspondante à la problématique et offre par conséquent le potentiel d'une précision améliorée en face des propositions offertes dans la littérature.

On souligne également l'excellente flexibilité du procédé proposé, qui a permis d'adapter avec une relative simplicité les travaux d'origine ciblant un véhicule basse

vitesse à base de batteries acide-plomb à un berline commerciale propulsée par un pack de chimie lithium-ion, lui-même supporté par des données expérimentales extraites aux installations de l'IRH [87, 107, 156]. Une des limites de tout travail de simulation étant la évidemment la fidélité de ses modèles, la méthode démontre ici sa capacité à s'adapter aux besoins de son utilisateur et de profiter de toute amélioration en ce sens.

6.3 AMÉLIORER CONCRÈTEMENT LA DURÉE DE VIE DES BATTERIES

Outre la validation générale de performance de la gestion optimale quant à sa capacité à compléter un trajet à coût minime ainsi que le rôle central de la batterie dans ce processus, certains des résultats concrets de l'étude révèlent qu'un des avantages principaux de la méthode lorsqu'appliquée à long-terme est une prolongation significative de la durée de vie utile des batteries. En effet, bien que la méthode optimale produise un coût d'opération minimal inférieur aux approches alternatives à base de règles, les gains concrets en termes économiques, générés une utilisation plus efficace des ressources du VEH, se traduisent en une réduction de coût relativement mince de l'ordre de 3-6%. Par contre, cette opération à coût comparable offre une amélioration de la durée de vie des batteries de 18% à 41%, selon le cas évalué.

Il est ici important de noter que de telles techniques par règles linéaires sont le standard de l'industrie; la technique propose donc une avenue bien réelle d'augmenter la durée de vie des batteries de VEH à un coût d'opération quasi équivalent. Ainsi, bien qu'il soit, par définition, impossible d'appliquer directement la programmation dynamique à une gestion *online* de VEH, les résultats produits par notre méthode sont entièrement capables de tracer une marche à suivre claire en vue d'améliorer ce type de système. On note ici qu'il existe plusieurs techniques bien développées pour contourner ce type de limites: par exemple, il est facile d'imaginer l'application de notre processus long-terme en mode *offline* caractérisé sur les paramètres d'un véhicule particulier, puis l'utilisation de résultats issus de cette optimisation afin d'améliorer un système à base de règles statiques qui sont elles-mêmes directe-

ment applicables à la gestion de VEH en temps réel. Ce type de processus est implémentable de diverses façons, par exemple en une seule fois lors de la conception du véhicule ou encore mis à jour régulièrement durant les périodes d'arrêt du VEH. Bien qu'une telle construction produira nécessairement une performance sous-optimale au sens propre, il est évident que des gains significatifs en durée de vie pourront être obtenus via l'application indirecte de notre méthode telle que décrite ici.

6.4 UNE RICHESSE DANS LES RÉSULTATS

L'article présenté au Chapitre 5 poursuit le cheminement amorcé dans les deux premiers. Par contre, si les deux publications précédentes étaient soutenues par la proposition d'une méthodologie innovatrice, et malgré l'amélioration notable de ses modèles, en particulier la validation expérimentale partielle de la dégradation des batteries du VEH [92, 111], ce dernier article trouve sa principale contribution dans les résultats surprenants qu'il avance suite à l'application de cet algorithme lorsqu'appliqué à un scénario réaliste et particulièrement stimulant.

Le scénario appliqué ici en est un d'extension d'autonomie où la charge de conduite exigée du VEH optimisé est largement supérieure à sa capacité de batteries, ce qui nécessite d'emblée une lourde intervention de son vecteur énergétique de support afin de simplement compléter son trajet. Dans des conditions aussi exigeantes nécessitant une dépense de carburant déjà importante, la pertinence de dépenser de l'énergie supplémentaire afin de limiter la dégradation des batteries peut être remise en question. En effet, à l'échelle d'un cycle très dispendieux, est-ce que l'économie de quelques fractions infimes de durée de vie sur les batteries ne risque pas d'être, par comparaison, négligeable? Les résultats indiquent clairement que cela n'est pas le cas et que même dans des conditions difficiles, la gestion de la dégradation de batteries demeure un levier économique important à bord d'un VEH. On souligne également que le stress engendré par la charge augmentée se reflète par une influence globale comparativement diminuée de celle-ci. À l'inverse, les solutions alternatives par règles statiques offrent une durée de vie compara-

ble lorsque soumises à ces charges; par contre, l'inefficacité de celles-ci est particulièrement mise en évidence, car cette durée de vie est obtenue en échange d'une dépense énergétique et monétaire excessive et inefficace. Ainsi, la pertinence de la méthode optimale se trouve renforcée en face de l'inefficacité des méthodes linéaires, qui démontrent ici une performance décroissante proportionnelle aux demandes de la charge de conduite.

De façon inattendue, on relève que la diminution de durée de vie obtenue par le processus optimal fut causée en bonne partie durant la portion finale de son parcours. Une observation plus poussée révèle une transition marquée du partage de puissance optimisé par le système de gestion optimale: la batterie semble graduellement "abandonnée" par le procédé alors qu'elle entre dans sa phase avancée de dégradation, jusqu'à l'interruption de tout effort significatif de mitigation d'usure à l'approche de sa condition terminale *EoL*. Ces données indiquent donc qu'à des stades particulièrement avancés de dégradation, les performances électriques du pack de batteries (capacité, tension, résistance interne, etc.) sont réduites à un tel point qu'il est progressivement de moins en moins efficace, d'un point de vue économique, de déployer des efforts spécifiquement ciblés en vue de ralentir la vitesse de détérioration de leur état de santé. On en conclut donc que la viabilité économique du processus de gestion active de dégradation est intimement liée à l'état de santé même du pack de batteries qu'il supervise, un constat qu'il est impossible de quantifier par les outils de prédiction linéaires offerts dans la littérature.

Suite à ce constat dû à l'inefficacité handicapante des batteries en fin de vie, l'étude propose un protocole de remplacement préventif du pack de batteries du VEH. L'hypothèse posée à ce moment est qu'il est possible d'éviter de réaliser une certaine marge d'économies, tant en énergie qu'en termes monétaires, par le remplacement du pack de batteries du VEH avant l'atteinte de condition terminales *EoL* étant donné l'inefficacité marquée de celui-ci durant les dernières phases de sa dégradation. En somme, on escompte qu'il peut être préférable de remplacer celui-ci par un pack neuf aux performances renouvelées plutôt que de supporter un "poids mort" rendu à peine capable de remplir sa fonction primaire sur une longue période de temps (la phase transitoire observée s'amorce environ 450 jours, ou 1 an

et 3 mois, avant l'atteinte finale des conditions *EoL*) par l'intervention de sources secondaires dispendieuses. Malheureusement, bien que certains gains marginaux de performance de faible envergure fussent évalués suite à l'investigation d'une telle intervention sur une large plage d'intervalles de remplacement, la proposition est révélée sans équivoque comme économiquement désavantageuse. En effet, la logique veut qu'au moment du remplacement, la fraction du pack de batterie toujours utilisable "sacrifiée" durant l'opération soit prise en compte. L'ajout de cette pénalité financière, considérant le coût élevé d'acquisition des batteries lithium-ion, domine complètement les minces économies réalisables par le rafraîchissement des performances des batteries remplacées durant l'intervalle étudié.

En résumé, ce dernier article illustre clairement les possibilités offertes par l'application du procédé de gestion optimale de dégradation des vecteurs énergétiques de VEH à un scénario de conduite réaliste ainsi que le type d'information que celui-ci est en mesure de produire en comparaison avec les méthodes linéaires incomplètes couramment utilisées dans le domaine. Celle-ci fournit non seulement un outil puissant capable de guider la gestion d'énergie d'un VEH vers une opération économique et une durée de vie significativement améliorée de ses composants, mais permet également de non seulement mettre en lumière certaines dynamiques propres à la gestion de ce type de procédés évolutifs, mais également de quantifier ces derniers, produisant du même coup des données précieuses quant à l'ingénierie de ces systèmes.

6.5 PERSPECTIVES D'AVENIR

Les avenues possibles quant à la poursuite du travail réalisé ici sont nombreuses et variées étant donné la portée et la flexibilité de l'outil développé dans le cadre de sa réalisation. Toutefois, il apparaît pertinent d'inclure quelques suggestions parmi les plus fascinantes, plusieurs d'entre elles ayant fait leur apparition au cours de la réalisation même du travail de recherche, au fil d'innombrables échanges et discussions avec divers collègues du domaine. À noter que les limites intrinsèques à ce type de travail, réalisé en grande partie en environnement de simulation

numérique, seront exclues de cette discussion; il va de soi que l'ajout de modèles de basés sur différents concepts, élaborés avec une profondeur supplémentaire là où pertinent ou modifiés de quelque façon, par exemple à partir d'innovations plus récentes ayant vu le jour suite à ces publications ou utilisant des paramètres expérimentaux provenant de sources différentes, produiront des résultats correspondant à ces modifications.

6.5.1 GESTION THERMIQUE DE BATTERIES

En tout premier lieu, il convient d'aborder le rôle de la température dans le contrôle de la dégradation de batteries. Bien que celle-ci fut modélisée dans une forme allégée dans le cadre du travail présenté, tant au niveau du comportement électrique (capacité, tension, etc.) que de la dégradation (via la relation d'Arrhénius) de celles-ci, un modèle complet du comportement thermique de celles-ci lors de leur utilisation ne fut pas implémenté. Par conséquent, le contrôle actif de la température du pack n'est pas inclus aux résultats proposés ici. Ainsi, les travaux réalisés ici assument un contrôle de température statique des batteries du VEH aux performances suffisantes pour maintenir la température de celles-ci à l'ambient, ici maintenue à une valeur tempérée de 20 ou 25 degrés Celsius, tel qu'indiqué dans les études elles-mêmes.

Une telle addition ajouterait une dimension complète au contrôle actif de la dégradation de batteries VEH. Comme il est clairement apparent à la lecture des articles présentés dans cette thèse, cette addition est mentionnée à la conclusion de chacun comme étant une étape logique de progression de notre méthode d'optimisation.

On note cependant qu'un modèle complet de comportement thermique de batteries fut bel et bien réalisé et inclus durant les dernières semaines précédant la rédaction de cette thèse. Ce modèle, incluant un système de gestion de température indirect par circulation de fluide réfrigérant, fut conçu, caractérisé sur des données expérimentales correspondant au modèle de VEH commercial représenté dans l'étude et implémenté au processus de gestion optimale. Cependant, une limite inhérente à la technique par programmation dynamique préconisée par notre

méthodologie, la redoutée "malédiction de la dimensionalité", vint s'interposer dans nos efforts. En bref, l'ajout de deux variables nouvelles à l'algorithme d'optimisation, soient la température du pack de batteries et une nouvelle valeur de contrôle responsable de son chauffage/refroidissement à partir de l'énergie de la PEMFC, multiplient la charge de calcul et le temps nécessaire afin d'extraire des résultats pleinement optimisés. En gros, là où notre processus était capable d'optimiser un cycle de conduite de 24h en quelques minutes, l'ajout de ces deux variables requiert maintenant entre 100 et 120 heures (4-5 jours) pour optimiser un seul cycle de dimensions équivalentes. Les résultats extraits de la gestion optimale d'un cycle unique furent malgré tout publiés dans le cadre d'une conférence de calibre international [113]; toutefois, l'extension de cet outil amélioré aux prédictions long-terme préconisées par nos objectifs de recherche, qui requièrent eux-mêmes l'optimisation de plusieurs milliers de cycles individuels consécutifs, demeure hors d'atteinte avec les moyens matériels à notre portée.

Une solution simple à cette situation serait l'utilisation de ressources externes afin de produire les résultats nécessaires à l'intérieur d'un laps de temps raisonnable. Il existe en effet la possibilité d'accéder à ce que l'on nomme en termes familiers des "super ordinateurs" capables de contourner de type de problématique par simple puissance brute de calcul. Outre l'obtention d'un accès à ce type de ressources, il existe évidemment l'option de reprendre le travail proposé à partir d'une méthode d'optimisation différente et moins lourde en calcul; l'étendue d'un tel travail est hors d'atteinte à ce moment du parcours mais représente néanmoins une avenue intéressante qui saurait renforcer la validité des résultats proposés par comparaison avec une méthode optimale alternative. Dans le même ordre d'idées, il fut suggéré de reconstruire le code produit ici à l'aide du logiciel Matlab, qui utilise un langage interprété, dans un langage de programmation compilé, comme le C++ ou Visual Basic, afin de profiter des gains en rapidité de calcul que ces langages peuvent potentiellement offrir en échange d'une complexité accrue lors du codage.

Une fois la résolution de ce problème numérique accomplie, la gestion thermique offre un monde de possibilités. Par exemple, la gestion de température des VEH en climat nordique, où les impacts sévères des températures sous zéro

sur la performance et la durée de vie des batteries sont bien documentés, et un fer de lance notoire des travaux de l'IRH des dernières années, pourrait bénéficier grandement de l'application de l'outil développé ici. Déjà, les résultats initiaux produits dans le cadre de [113] permettent d'aborder la dimension économique d'une telle gestion et révèlent le rôle plus actif de la PEMFC dans un tel scénario, non seulement en raison de l'énergie dirigée au chauffage mais à cause de l'accélération de la dégradation des batteries sous zéro qui résulte en une utilisation moins avantageuse de celles-ci.

6.5.2 DIMENSIONNEMENT DE COMPOSANTES ÉNERGÉTIQUES

Lors du processus de révision menant à la publication de l'article présenté au Chapitre 4, un des commentaires de la part d'un évaluateur, peut-être moins intimement familier avec le domaine de la dégradation de batteries, fut de proposer qu'étant donné que notre système de gestion optimale maintient naturellement le *SoC* des batteries aux alentours de 60%, il serait indiqué d'utiliser cette information afin de réduire la capacité du pack et ainsi éliminer la portion "inutilisée". Évidemment, une telle opération n'aurait pas directement les résultats escomptés, car utiliser une batterie de dimensions réduites à 100% de sa capacité engendrerait une dégradation sévère. Toutefois, le commentaire mit en lumière la capacité de notre système à agir effectivement comme outil de dimensionnement de composantes de VEH.

En effet, il est simple d'imaginer l'application d'un processus similaire à celui développé dans l'article du Chapitre 3 mais utilisé pour l'évaluation non pas uniquement des différences de coût d'acquisition, mais des dimensions des composantes énergétiques (batteries, PEMFC, etc.) à bord d'un VEH. Il serait alors possible de comparer non seulement les gains économiques tirés directement par l'acquisition de composantes de capacité réduite, mais également d'évaluer ces gains en face des charges de conduites, des efforts de recharge et de la réponse du système de réduction de dégradation adaptée à ces nouveaux paramètres de performance. L'ajout d'un second niveau d'optimisation pourrait également permettre de dimensionner optimalement chaque composante vis-à-vis d'une charge de conduite donnée en

incluant à la fois les dépenses énergétiques et la dégradation de chacune, un type d'étude qui, à la connaissance de l'auteur, demeure absente de la littérature scientifique.

6.5.3 DÉGRADATION AXÉE AUTOUR DU VECTEUR ÉNERGÉTIQUE DE SUPPORT

Bien que la logique exige sa représentation en parallèle, la dégradation du vecteur énergétique secondaire des VEH étudiés dans ce travail, en l'occurrence une pile PEMFC, fut reléguée au second plan au profit de celle des batteries. Celle-ci fut représentée de façon fiable mais concise; de plus, la dégradation des batterie s'est révélée comme étant le facteur dominant dans l'atteinte d'une solution économiquement optimale dans chacun des scénarios étudiés. Par contre, quels résultats pourrions-nous escompter par l'étude de scénarios dont l'issue serait, à l'inverse, dictée par la détérioration de la pile PEMFC?

La méthode proposée est entièrement capable d'inclure ce type de scénarios et ainsi de propulser une série d'études centrées sur la dégradation d'une composante alternative. D'entrée de jeu, il est de l'avis des auteurs qu'une modélisation plus détaillée de celle-ci serait de mise; dans l'exemple actuel, la dégradation de la PEMFC, basée autour du concept d'événements dommageables comme les cycles d'arrêt-stop et les variations de charges brusques, offre une représentation adéquate de sa dégradation en cours d'utilisation mais présente des options de contrôle restreintes en vue de limiter l'évolution de celle-ci. Évidemment, une telle étude, conduite du point de vue du VEH comme système global d'échange d'énergie, serait d'ordre macroscopique; une pile PEMFC est en elle-même un système complexe qui nécessite son propre système de gestion interne. Toutefois, l'information potentiellement accessible quant aux flux d'énergie conduits entre la pile et les mécanismes d'opération du véhicule, une fois optimisés, offre une foule de possibilités quant au dimensionnement, à l'ingénierie et à la gestion de celle-ci.

6.5.4 ÉTUDES À HAUTE RÉOLUTION

Un des atouts majeurs de l'étude présentée ici est sa capacité à aborder la problématique de la dégradation à une échelle de temps macroscopique représentative du développement de tels phénomènes. Pour parvenir à réaliser un tel système, un effort significatif fut nécessaire afin de réduire le temps de calcul au minimum malgré la charge requise par la programmation dynamique. Une partie de ces efforts furent appliqués à réduire la résolution du processus, c'est-à-dire de diminuer la division de ses différents niveaux de discrétisation, son nombre de variables et ses intervalles de décision au minimum tout en ayant un impact aussi faible que possible sur la précision de ses résultats. Toutefois, malgré le soin apporté à ce processus, il demeure incontournable qu'une certaine marge de précision fut sacrifiée: par exemple, même avec les procédures d'interpolation mises en place dans l'algorithme, il est possible d'obtenir un contrôle beaucoup plus fin sur le processus de recharge des batteries par un intervalle de décision à chaque seconde plutôt qu'à chaque minute.

Dans cet ordre d'idées, il s'avère donc pertinent de tourner le regard d'études futures vers l'intérieur et d'explorer les possibilités offertes par l'augmentation de la résolution du processus. Selon toute probabilité, le temps de calcul requis par une résolution entraînera des difficultés quant à l'application du processus à long-terme, de façon similaire à celles rencontrées durant l'ajout de la gestion thermique discutés ci-dessus en 6.5.1. Par contre, les résultats obtenus par l'implémentation d'une résolution très élevée sur une unité de temps plus courte, par exemple un cycle de conduite unique, permettra l'examen de la réponse du système de gestion optimal sous une lumière entièrement nouvelle. Par exemple, dans l'optique d'une application de notre procédé d'optimisation à la génération de règles statiques améliorées, à leur tour applicables à la gestion en temps réel d'un VEH ciblé, tel que discuté en 6.3 ci-dessus, il serait pertinent de calibrer ces nouvelles règles à partir d'un tel cycle à haute résolution plutôt que sur des prédictions d'ordre économique à portée globale.

6.5.5 L'INFLUENCE DE LA PUISSANCE DE CALCUL

Un mot s'impose sur l'influence de la puissance du matériel informatique utilisé pour ce travail particulièrement lourd en charge de calcul. Celui-ci fut entièrement réalisé sur un PC de bureau modeste fourni par l'UQTR équipé d'un processeur à 4 coeurs Intel Core i5-3340 dont la fréquence de 3.1 GHz s'accompagne d'une mémoire cache de 6 Mb. Le PC inclut également 8 Gb de mémoire vive RAM en plus des accoutrements standard (disque dur mécanique, carte mère de base) et fonctionne en environnement Windows 10; le code, quant à lui, fut réalisé entièrement sur le logiciel Matlab.

À titre de mesure comparative, cet équipement de base permet d'obtenir un temps de calcul à la limite du raisonnable pour l'obtention des résultats présentés ici. Avec les paramètres et améliorations proposées, un simple cycle de conduite d'un jour est réalisable en environ 180 secondes pour optimiser un intervalle de 24h, une amélioration de 480x par rapport à l'échelle réelle. Pour la simulation long terme, il fallut environ 30 jours complets de calcul ininterrompu (720 heures) pour compléter l'étude du Chapitre 4, soit une amélioration de 77x par rapport aux 2297 jours simulés.

Plusieurs facteurs sont à pointer du doigt pour cette perte relative d'efficacité mais tous sont liés à la charge de calcul toujours grandissante de l'algorithme au fur et à mesure que celui-ci emmagasine des matrices de résultats. Toujours à titre représentatif, le fichier solution d'un simple cycle est d'environ 8 Mb, alors qu'une solution long-terme telle que celle du Chapitre 4 approche les 1.2 Gb. À ce stade, le PC est à peine capable d'exécuter la sauvegarde sur le disque dur des résultats entre chaque cycle avant que l'opération ne soit à répéter pour le prochain, ce qui dévore en soi une bonne partie des ressources de l'appareil.

Il va de soi que l'emploi de matériel plus puissance pourrait permettre non seulement d'obtenir des résultats plus rapidement, mais aussi d'avoir une marge de manoeuvre afin d'augmenter la résolution et la précision de ceux-ci. De plus, le langage Matlab est un langage de programmation dit interprété, ce qui en fait un outil particulièrement facile d'utilisation mais lent d'exécution; l'utilisation d'un lan-

gage plus près du code machine, comme le C++ ou le Basic, par exemple, permettrait en théorie d'obtenir une amélioration de la vitesse de calcul estimée à environ 40x par rapport à l'actuel.

D'un autre côté, il est également réaliste, vu le temps raisonnable de calcul pour un cycle unique, que ce type d'optimisation puisse être réalisé à bord même des VEH auxquels on souhaiterait implémenter un type de gestion semblable, par exemple lors de périodes d'arrêt de la conduite. On note d'ailleurs l'existence de plate-formes de calcul surpuissances embarquées telles que la Nvidia Jetson TX2, développée pour les applications mobiles basées sur l'intelligence artificielle, qui seraient amplement aptes à remplir ce type de fonction.

See you next mission!

Samus Aran

7

Conclusion

LA DÉGRADATION DE BATTERIES et autres vecteurs énergétiques lorsqu'exposés aux conditions difficiles communes à bord de véhicules électriques est un des enjeux principaux ralentissant l'adoption de ces modes de transport électrifiés par le grand public. En effet, les coûts liés au remplacement de telles composantes représentent une fraction important de l'investissement déjà considérable requis par cette nouvelle génération de véhicules, pourtant essentielle au ralentissement des changements climatiques observés depuis la fin du siècle dernier. Cette détérioration progressive de performances au fil de leur utilisation courante peut être grandement accélérée lorsque mal gérée; toutefois, il existe à l'inverse diverses méthodes capables de ralentir ces phénomènes destructeurs, mais chacun s'accompagne d'un coût supplémentaire. Il est donc impératif d'optimiser de telles méthodes afin d'en extraire une performance maximale à un coût économique avantageux.

Ce travail de recherche propose une solution permettant l'optimisation d'un tel processus sur une base économique. Ce procédé s'appuie sur le contrôle actif de divers mécanismes de stress, identifiés à partir d'une revue exhaustive de la littérature scientifique pertinente au domaine, comme étant critiques à la durée de vie des vecteurs énergétiques à bord de VEH, principalement leur pack de batteries rechargeables. Par l'intervention judicieuse d'une source d'énergie secondaire, il est donc possible de partager la charge de conduite d'un VEH de façon à réduire l'impact de certains de ces facteurs, comme le courant de décharge, l'état de charge et la température, prolongeant ainsi la durée de vie du pack de batteries en échange d'une injection d'énergie extraite du carburant consommé par cette source alternative. Le procédé de gestion de dégradation proposé s'accompagne d'un algorithme sophistiqué capable d'optimiser une telle opération afin d'obtenir un coût d'opération minimal du VEH tout en prolongeant la vie utile de ses batteries. De plus, celui-ci est spécialement conçu afin de permettre l'exploration des dynamiques évolutives à développement lent propres à la gestion de la dégradation sur leur pleine échelle temporelle, un point d'originalité notable face aux propositions offertes dans la littérature scientifique.

Tel que démontré au cours de cette thèse, le travail proposé fut à la base de plusieurs publications dans des journaux et conférences scientifiques de calibre international, dont trois qui furent incluses au présent ouvrage. Le premier article fut essentiel à titre de fondation du travail de recherche et parvint à démontrer avec succès la viabilité économique du processus de gestion de dégradation tel que conçu, en plus de proposer un outil puissant capable de quantifier les limites d'application viables d'un tel procédé. Par la suite, une expansion significative des travaux fut présentée au second article, cette fois par le développement d'un algorithme d'optimisation adapté à l'échelle de temps particulièrement longue des phénomènes en jeu, typiquement conduits sur plusieurs années consécutives, permettant ainsi d'explorer la gestion optimale de dégradation à sa juste échelle. Les résultats avancés par ce dernier mettent également en évidence la performance notable de la méthode proposée comme outil économique d'extension de la durée de vie des batteries de VEH, particulièrement en comparaison avec des méthodes

linéaires communément appliquées en milieu commercial. Finalement, le dernier article exploite pleinement les capacités de la méthode afin d'explorer la gestion de la dégradation lorsqu'un véhicule est soumis à une charge de conduite particulièrement exigeante. Les conclusions de ce dernier révèlent une adaptation inattendue du processus d'optimisation à la performance sévèrement réduite du pack de batteries alors que celui-ci entre dans une phase terminale de dégradation, ce qui résulte en l'identification de l'état de santé de celles-ci comme composante cruciale de l'issue de leur gestion optimale. De plus, la performance du processus optimal est renforcée par comparaison avec les méthodes linéaires dont l'efficacité apparaît négativement proportionnelle à l'extension d'autonomie exigée du VEH.

La présentation de ces publications fit ensuite place à une discussion détaillée des divers résultats publiés afin de mettre en lumière leurs résultats les plus critiques et d'établir leur cohérence avec les objectifs du travail de recherche. Cette discussion est chapeautée par une revue des différentes perspectives par lesquelles le travail réalisé ici peut être propulsé au niveau suivant. Ceux-ci incluent, entre autres, l'inclusion de la gestion thermique du pack de batteries aux mécanismes déjà présents au coeur du processus, ajoutant ainsi une dimension nouvelle au projet dans sa forme actuelle. Sont également proposées diverses applications alternatives de la méthodologie puissante et flexible conçue durant cet ouvrage, comme par exemple dans l'objectif d'optimiser le dimensionnement des composantes énergétiques d'un véhicule ou encore pour l'étude de la dégradation de sources alternatives d'énergie.

En somme, à la lumière de la performance technique et économique clairement démontrée de la méthode de gestion optimale de dégradation de vecteurs énergétiques de véhicules électriques hybrides conçue dans le cadre de ce travail de recherche, de la richesse des résultats extraits de son application surpassant tous les objectifs fixés à sa création, ainsi que de l'adoption maintes fois supportée de la méthodologie par la communauté scientifique internationale à travers nombre de publications du plus haut niveau, il apparaît raisonnable de qualifier de succès ce projet de recherche. Qui plus est, la marche à suivre pour poursuivre le travail exposé dans cet ouvrage fut clairement étalée au cours du document présent.

Sur cette note, l'auteur souhaite souligner le long et tortueux parcours qui a ultimement mené à la réussite de ce projet de recherche et souhaite par le fait même remercier tous ceux et celles qui l'ont supporté durant ce tumultueux voyage. Il souhaite également bon succès, et bonne chance, à quiconque récupèrera ce travail afin de le propulser vers l'étape suivante de son développement.

Références

- [1] H. Reeves, *Mal de Terre*. Éditions du Seuil, 2003.
- [2] C. C. Chan, “The State of the Art of Electric, Hybrid, and Fuel Cell Vehicles,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 95, pp. 704–718, apr 2007.
- [3] “World Energy Outlook , 2013 Report,” 2013.
- [4] U.S. Department of Energy (DOE), “U.S. Energy Information & Administration,” 2016.
- [5] NASA, “GISS Surface Temperature Analysis,” 2016.
- [6] K. Chau and Y. Wong, “Overview of power management in hybrid electric vehicles,” *Energy Conversion and Management*, vol. 43, pp. 1953–1968, oct 2002.
- [7] C. Sapienza, L. Andaloro, F. Matera, G. Dispenza, P. Creti, M. Ferraro, and V. Antonucci, “Batteries analysis for FC-hybrid powertrain optimization,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 33, pp. 3230–3234, jun 2008.
- [8] J. Neubauer, A. Brooker, and E. Wood, “Sensitivity of battery electric vehicle economics to drive patterns, vehicle range, and charge strategies,” *Journal of Power Sources*, vol. 209, pp. 269–277, jul 2012.
- [9] S. J. Moura, J. B. Siegel, D. J. Siegel, H. K. Fathy, and A. G. Stefanopoulou, “Education on vehicle electrification: Battery Systems, Fuel Cells, and Hydrogen,” *2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pp. 1–6, sep 2010.
- [10] P. T. Moseley, D. A. Rand, and B. Monahov, “Designing lead–acid batteries to meet energy and power requirements of future automobiles,” *Journal of Power Sources*, vol. 219, pp. 75–79, dec 2012.

- [11] B. G. Pollet, I. Staffell, and J. L. Shang, “Current status of hybrid, battery and fuel cell electric vehicles: From electrochemistry to market prospects,” *Electrochimica Acta*, vol. 84, pp. 235–249, 2012.
- [12] S. J. Moura, J. L. Stein, and H. K. Fathy, “Battery-Health Conscious Power Management in Plug-In Hybrid Electric Vehicles via Electrochemical Modeling and Stochastic Control,” pp. 1–16, 2012.
- [13] L. V. Pérez, G. R. Bossio, D. Moitre, and G. O. García, “Optimization of power management in an hybrid electric vehicle using dynamic programming,” *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 73, pp. 244–254, nov 2006.
- [14] S. Kelouwani, N. Henao, K. Agbossou, and Y. Dubé, “Two-Layer Energy Management Architecture for a Fuel Cell HEV Using Road Trip Information,” no. c, pp. 1–14, 2011.
- [15] D. U. Sauer and H. Wenzl, “Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example,” *Journal of Power Sources*, vol. 176, pp. 534–546, feb 2008.
- [16] D. L. W. Iij, J. Li, and C. Daniel, “Prospects for reducing the processing cost of lithium ion batteries,” *Journal of Power Sources*, vol. 275, no. 2015, pp. 234–242, 2014.
- [17] J. Huang, D. Qin, and Z. Peng, “Effect of energy-regenerative braking on electric vehicle battery thermal management and control method based on simulation investigation,” *Energy Conversion and Management*, vol. 105, pp. 1157–1165, 2015.
- [18] S. Bashash, S. J. Moura, H. K. Fathy, and J. C. Forman, “On the aggregate grid load imposed by battery health-conscious charging of plug-in hybrid electric vehicles,” *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 541–549, jan 2011.
- [19] C. Capasso and O. Veneri, “Experimental analysis on the performance of lithium based batteries for road full electric and hybrid vehicles,” *Applied Energy*, vol. 136, pp. 1–10, 2014.
- [20] P. Lailler, È. Sarrau, C. Sarrazin, Á. Alle, and P. Mayettes, “Comparative study for 36V vehicle applications : advantages of lead-acid batteries,” vol. 95, pp. 58–67, 2001.

- [21] P. Thounthong, S. Raël, and B. Davat, "Energy management of fuel cell/battery/supercapacitor hybrid power source for vehicle applications," *Journal of Power Sources*, vol. 193, pp. 376–385, aug 2009.
- [22] K. Ettahir, L. Boulon, K. Agbossou, S. Kelouwani, and M. Hammoudi, "Design of an energy management strategy for PEM Fuel Cell Vehicles," 2012 *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 1714–1719, may 2012.
- [23] A. Hajizadeh and M. A. Golkar, "Intelligent power management strategy of hybrid distributed generation system," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 29, pp. 783–795, dec 2007.
- [24] A. M. Taylor, "Science review of internal combustion engines," *Energy Policy*, vol. 36, pp. 4657–4667, dec 2008.
- [25] K. D. Huang, S.-C. Tzeng, and W.-C. Chang, "Energy-saving hybrid vehicle using a pneumatic-power system," *Applied Energy*, vol. 81, pp. 1–18, may 2005.
- [26] J. Van Mierlo, "Models of energy sources for EV and HEV: fuel cells, batteries, ultracapacitors, flywheels and engine-generators," *Journal of Power Sources*, vol. 128, pp. 76–89, mar 2004.
- [27] J. X. Weinert, L. Shaojun, J. M. Ogden, and M. Jianxin, "Hydrogen refueling station costs in Shanghai," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 32, no. 16, pp. 4089–4100, 2007.
- [28] B. Price, E. Dietz, and J. Richardson, "Life cycle costs of electric and hybrid electric vehicle batteries and End-of-Life uses," 2012 *IEEE International Conference on Electro/Information Technology*, pp. 1–7, may 2012.
- [29] S. Abada, G. Marlair, A. Lecocq, M. Petit, V. Sauvante-Moynot, and F. Huet, "Safety focused modeling of lithium-ion batteries : A review," *Journal of Power Sources*, vol. 306, pp. 178–192, 2016.
- [30] A. Arce, A. J. del Real, and C. Bordons, "MPC for battery/fuel cell hybrid vehicles including fuel cell dynamics and battery performance improvement," *Journal of Process Control*, vol. 19, pp. 1289–1304, sep 2009.

- [31] S. J. Gerssen-Gondelach and A. P. Faaij, "Performance of batteries for electric vehicles on short and longer term," *Journal of Power Sources*, vol. 212, pp. 111–129, aug 2012.
- [32] M.-J. Kim and H. Peng, "Power management and design optimization of fuel cell/battery hybrid vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 165, pp. 819–832, mar 2007.
- [33] W. Enang and C. Bannister, "Modelling and control of hybrid electric vehicles (A comprehensive review)," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 74, no. August 2016, pp. 1210–1239, 2017.
- [34] M. Pourabdollah, E. Silvas, N. Murgovski, M. Steinbuch, and B. Egardt, "Optimal Sizing of a Series PHEV : Comparison between Convex Optimization and Particle Swarm Optimization," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, no. 15, pp. 16–22, 2015.
- [35] L. Xu, J. Li, J. Hua, X. Li, and M. Ouyang, "Optimal vehicle control strategy of a fuel cell/battery hybrid city bus," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 34, pp. 7323–7333, sep 2009.
- [36] N. J. Schouten, M. A. Salman, and N. A. Kheir, "Energy management strategies for parallel hybrid vehicles using fuzzy logic," *Control Engineering Practice*, vol. 11, pp. 171–177, feb 2003.
- [37] S. J. Moura, D. S. Callaway, H. K. Fathy, and J. L. Stein, "Impact of battery sizing on stochastic optimal power management in plug-in hybrid electric vehicles," *2008 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*, pp. 96–102, sep 2008.
- [38] W. Xiong, Y. Zhang, and C. Yin, "Optimal energy management for a series-parallel hybrid electric bus," *Energy Conversion and Management*, vol. 50, pp. 1730–1738, jul 2009.
- [39] Z. Song, J. Li, X. Han, L. Xu, L. Lu, M. Ouyang, and H. Hofmann, "Multi-objective optimization of a semi-active battery/supercapacitor energy storage system for electric vehicles," *Applied Energy*, vol. 135, no. 0, pp. 212–224, 2014.

- [40] S. J. Moura, H. K. Fathy, D. S. Callaway, and J. L. Stein, "A Stochastic Optimal Control Approach for Power Management in Plug-In Hybrid Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 19, pp. 545–555, may 2011.
- [41] T. Kutrašnik, "Analytical framework for analyzing the energy conversion efficiency of different hybrid electric vehicle topologies," *Energy Conversion and Management*, vol. 50, pp. 1924–1938, aug 2009.
- [42] K. Divya and J. Østergaard, "Battery energy storage technology for power systems—An overview," *Electric Power Systems Research*, vol. 79, pp. 511–520, apr 2009.
- [43] C. Hinkle, A. Millner, and W. Ross, "Bi-directional power architectures for electric vehicles," *2011 8th International Conference and Expo on Emerging Technologies for a Smarter World, CEWIT 2011*, pp. 1–6, 2011.
- [44] S. Eaves and J. Eaves, "A cost comparison of fuel-cell and battery electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 130, pp. 208–212, may 2004.
- [45] L. H. Saw, Y. Ye, and A. A. O. Tay, "Integration issues of lithium-ion battery into electric vehicles battery pack," *Journal of Cleaner Production*, vol. 113, pp. 1032–1045, 2016.
- [46] A. Hausmann and C. Depcik, "Expanding the Peukert equation for battery capacity modeling through inclusion of a temperature dependency," *Journal of Power Sources*, vol. 235, pp. 148–158, 2013.
- [47] O. Tremblay, L.-A. Dessaint, and A.-I. Dekkiche, "A Generic Battery Model for the Dynamic Simulation of Hybrid Electric Vehicles," *2007 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, pp. 284–289, sep 2007.
- [48] 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.
- [49] W. Junping, G. Jingang, and D. Lei, "An adaptive Kalman filtering based State of Charge combined estimator for electric vehicle battery pack," *Energy Conversion and Management*, vol. 50, pp. 3182–3186, dec 2009.

- [50] Y. Cui, C. Du, G. Yin, Y. Gao, L. Zhang, T. Guan, L. Yang, and F. Wang, "Multi-stress factor model for cycle lifetime prediction of lithium ion batteries with shallow-depth discharge," *Journal of Power Sources*, vol. 279, pp. 123–132, 2015.
- [51] A. Barré, B. Deguilhem, S. Grolleau, M. Gérard, F. Suard, and D. Riu, "A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications," *Journal of Power Sources*, vol. 241, pp. 680–689, nov 2013.
- [52] E. Wood, M. Alexander, and T. H. Bradley, "Investigation of battery end-of-life conditions for plug-in hybrid electric vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 5147–5154, jun 2011.
- [53] T. Waldmann, M. Wilka, M. Kasper, M. Fleischhammer, and M. Wohlfahrt-Mehrens, "Temperature dependent ageing mechanisms in Lithium-ion batteries - A Post-Mortem study," *Journal of Power Sources*, vol. 262, pp. 129–135, 2014.
- [54] J. Neubauer and A. Pesaran, "The ability of battery second use strategies to impact plug-in electric vehicle prices and serve utility energy storage applications," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 10351–10358, dec 2011.
- [55] Y. Zhang, C.-Y. Wang, and X. Tang, "Cycling degradation of an automotive LiFePO₄ lithium-ion battery," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 1513–1520, feb 2011.
- [56] S. Grolleau, A. Delaille, H. Gualous, P. Gyan, R. Revel, J. Bernard, E. Redondo-Iglesias, and J. Peter, "Calendar aging of commercial graphite/LiFePO₄ cell - Predicting capacity fade under time dependent storage conditions," *Journal of Power Sources*, vol. 255, pp. 450–458, 2014.
- [57] "Battery University, www.batteryuniversity.com, 2017."
- [58] P. Kurzweil, "Gaston Planté and his invention of the lead–acid battery—The genesis of the first practical rechargeable battery," *Journal of Power Sources*, vol. 195, pp. 4424–4434, jul 2010.
- [59] M. Soria, F. Trinidad, J. Lacadena, a. Sánchez, and J. Valenciano, "Advanced valve-regulated lead-acid batteries for hybrid vehicle applications," *Journal of Power Sources*, vol. 168, pp. 12–21, may 2007.

- [60] P. T. Moseley, "The advanced lead–acid battery consortium—a worldwide cooperation brings rapid progress," *Journal of Power Sources*, vol. 80, pp. 1–6, jul 1999.
- [61] M. Conte, G. Pede, V. Sglavo, and D. Macerata, "Assessment of high power HEV lead-acid battery advancements by comparative benchmarking with a European test procedure," *Journal of Power Sources*, vol. 116, pp. 118–127, jul 2003.
- [62] W. H. Zhu, Y. Zhu, and B. J. Tatarchuk, "A simplified equivalent circuit model for simulation of Pb-acid batteries at load for energy storage application," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 8-9, pp. 2794–2799, 2011.
- [63] P. T. Moseley, "High-rate , valve-regulated lead – acid batteries — suitable for hybrid electric vehicles ? 1," pp. 237–242, 1999.
- [64] S. L. Huat, Y. Yonghuang, and A. A. Tay, "Integration issues of Lithium-ion battery into electric vehicles battery pack," *Journal of Cleaner Production*, 2015.
- [65] J. F. Peters, M. Baumann, B. Zimmermann, J. Braun, and M. Weil, "The environmental impact of Li-Ion batteries and the role of key parameters - A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 67, pp. 491–506, 2017.
- [66] 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.
- [67] G. Mulder, N. Omar, S. Pauwels, M. Meeus, F. Leemans, B. Verbrugge, W. De Nijs, P. Van Den Bossche, D. Six, and J. Van Mierlo, "Comparison of commercial battery cells in relation to material properties," *Electrochimica Acta*, vol. 87, pp. 473–488, 2013.
- [68] L.-P. He, S.-Y. Sun, X.-F. Song, and J.-G. Yu, "Leaching process for recovering valuable metals from the $\text{LiNi}_{1/3}\text{Co}_{1/3}\text{Mn}_{1/3}\text{O}_2$ cathode of lithium-ion batteries," *Waste Management*, vol. 3, 2017.
- [69] D. Di Domenico, P. Pognant-Gros, M. Petit, and Y. Creff, "State of health estimation for NCA-C lithium-ion cells," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 28, no. 15, pp. 376–382, 2015.

- [70] T. Huria, G. Ludovici, and G. Lutzemberger, "State of charge estimation of high power lithium iron phosphate cells," *Journal of Power Sources*, vol. 249, pp. 92–102, 2014.
- [71] M. Ecker, N. Nieto, S. Käbitz, J. Schmalstieg, H. Blanke, A. Warnecke, and D. U. Sauer, "Calendar and cycle life study of Li(NiMnCo)O₂-based 18650 lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 248, pp. 839–851, 2014.
- [72] P. Svens, R. Eriksson, J. Hansson, M. Behm, T. Gustafsson, and G. Lindbergh, "Analysis of aging of commercial composite metal oxide - Li₄Ti₅O₁₂ battery cells," *Journal of Power Sources*, vol. 270, pp. 131–141, 2014.
- [73] A. Farmann, W. Waag, and D. U. Sauer, "Application-specific electrical characterization of high power batteries with lithium titanate anodes for electric vehicles," *Energy*, vol. 112, pp. 294–306, 2016.
- [74] K. Zaghbi, M. Dontigny, a. Guerfi, P. Charest, I. Rodrigues, a. Mauger, and C. Julien, "Safe and fast-charging Li-ion battery with long shelf life for power applications," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 3949–3954, apr 2011.
- [75] A. Fotouhi, D. J. Auger, K. Propp, S. Longo, and M. Wild, "A review on electric vehicle battery modelling: From Lithium-ion toward Lithium-Sulphur," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 1008–1021, 2016.
- [76] G. P. Kim, D. Lim, I. Park, H. Park, S. E. Shim, and S. H. Baeck, "RuO₂ nanoparticles decorated MnOOH/C as effective bifunctional electrocatalysts for lithium-air battery cathodes with long-cycling stability," *Journal of Power Sources*, vol. 324, pp. 687–693, 2016.
- [77] S. Seki, Y. Kobayashi, H. Miyashiro, A. Yamanaka, Y. Mita, and T. Iwahori, "Degradation mechanism analysis of all-solid-state lithium polymer secondary batteries by using the impedance measurement," *Journal of Power Sources*, vol. 146, pp. 741–744, aug 2005.
- [78] A. Opitz, P. Badami, L. Shen, K. Vignarooban, and A. M. Kannan, "Can Li-Ion batteries be the panacea for automotive applications?," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 68, no. October 2016, pp. 685–692, 2017.

- [79] S. Drouilhet and B. L. Johnson, "A Battery Life Prediction Method for Hybrid Power Applications Preprint," no. January, 1997.
- [80] W. H. Zhu, Y. Zhu, and B. J. Tatarchuk, "Self-discharge characteristics and performance degradation of Ni-MH batteries for storage applications," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 34, pp. 19789–19798, 2014.
- [81] A. Cooper, J. Furakawa, L. Lam, and M. Kellaway, "The UltraBattery—A new battery design for a new beginning in hybrid electric vehicle energy storage," *Journal of Power Sources*, vol. 188, pp. 642–649, mar 2009.
- [82] S. Mousavi G. and M. Nikdel, "Various battery models for various simulation studies and applications," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 32, pp. 477–485, apr 2014.
- [83] A. A.-H. Hussein, S. Member, I. Batarseh, and A. S. Model, "An Overview of Generic Battery Models," no. 4, pp. 4–9, 2011.
- [84] W. B. Gu and C. Y. Wang, "Thermal-Electrochemical Modeling of Battery Systems," *Journal of The Electrochemical Society*, vol. 147, no. 8, p. 2910, 2000.
- [85] N. Achabou, M. Haddadi, and a. Malek, "Lead acid batteries simulation including experimental validation," *Journal of Power Sources*, vol. 185, pp. 1484–1491, dec 2008.
- [86] T. Huria, M. Ceraolo, J. Gazzarri, and R. Jackey, "High Fidelity Electrical Model with Thermal Dependence for Characterization and Simulation of High Power Lithium Battery Cells,"
- [87] J. Jaguemont, L. Boulon, and Y. Dubé, "Characterization and modeling of a Hybrid Electric Vehicle Lithium Ion Battery at Low Temperatures," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 9545, no. c, pp. 1–1, 2015.
- [88] T. Huria, M. Ceraolo, J. Gazzarri, and R. Jackey, "High fidelity electrical model with thermal dependence for characterization and simulation of high power lithium battery cells," in *Electric Vehicle Conference (IEVC), 2012 IEEE International*, pp. 1–8, 2012.
- [89] A. Barré, B. Deguilhem, S. Grolleau, M. Gérard, F. Suard, and D. Riu, "A review on lithium-ion battery ageing mechanisms and estimations for automotive applications," *Journal of Power Sources*, vol. 241, pp. 680–689, 2013.

- [90] M. Dubarry, B. Y. Liaw, M.-S. Chen, S.-S. Chyan, K.-C. Han, W.-T. Sie, and S.-H. Wu, "Identifying battery aging mechanisms in large format Li ion cells," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 3420–3425, apr 2011.
- [91] G. Sarre, P. Blanchard, and M. Broussely, "Aging of lithium-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 127, pp. 65–71, mar 2004.
- [92] J. Jaguemont, L. Boulon, P. Venet, Y. Dubé, and A. Sari, "Lithium Ion Battery Aging Experiments at Sub-Zero Temperatures and Model Development for Capacity Fade Estimation," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 9545, no. c, pp. 1–1, 2015.
- [93] J. Zheng, P. Moss, R. Fu, Z. Ma, Y. Xin, G. Au, and E. Plichta, "Capacity degradation of lithium rechargeable batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 146, pp. 753–757, aug 2005.
- [94] H. Wenzl, I. Baring-Gould, R. Kaiser, B. Y. Liaw, P. Lundsager, J. Manwell, A. Ruddell, and V. Svoboda, "Life prediction of batteries for selecting the technically most suitable and cost effective battery," *Journal of Power Sources*, vol. 144, pp. 373–384, jun 2005.
- [95] M. U. Cuma and T. Koroglu, "A comprehensive review on estimation strategies used in hybrid and battery electric vehicles," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 42, pp. 517–531, 2015.
- [96] H. Bindner, T. Cronin, P. Lundsager, J. F. Manwell, U. Abdulwahid, and I. Baring-gould, *Lifetime Modelling of Lead Acid Batteries*, vol. 1515. 2005.
- [97] Z. Li, L. Lu, M. Ouyang, and Y. Xiao, "Modeling the capacity degradation of LiFePO₄/graphite batteries based on stress coupling analysis," *Journal of Power Sources*, vol. 196, pp. 9757–9766, nov 2011.
- [98] J. Groot, "State-of-health estimation of Li-ion batteries: cycle life test methods," *PhD, CHALMERS UNIVERSITY OF TECHNOLOGY*, p. 138, 2012.
- [99] B. Y. Liaw, E. P. Roth, R. G. Jungst, G. Nagasubramanian, H. L. Case, and D. H. Doughty, "Correlation of Arrhenius behaviors in power and capacity fades with cell impedance and heat generation in cylindrical lithium-ion cells," *Journal of Power Sources*, vol. 119-121, pp. 874–886, 2003.

- [100] M. Kassem, J. Bernard, R. Revel, S. Pélissier, F. Duclaud, and C. Delacourt, "Calendar aging of a graphite/LiFePO₄ cell," *Journal of Power Sources*, vol. 208, pp. 296–305, 2012.
- [101] A. Millner, "Modeling Lithium Ion battery degradation in electric vehicles," *2010 IEEE Conference on Innovative Technologies for an Efficient and Reliable Electricity Supply*, pp. 349–356, sep 2010.
- [102] N. Omar, M. A. Monem, Y. Firouz, J. Salminen, J. Smekens, O. Hegazy, H. Gaulous, G. Mulder, P. Van den Bossche, T. Coosemans, and J. Van Mierlo, "Lithium iron phosphate based battery - Assessment of the aging parameters and development of cycle life model," *Applied Energy*, vol. 113, pp. 1575–1585, 2014.
- [103] F. Liu, F. Lan, and J. Chen, "Dynamic thermal characteristics of heat pipe via segmented thermal resistance model for electric vehicle battery cooling," *Journal of Power Sources*, vol. 321, pp. 57–70, 2016.
- [104] A. Feinberg and A. Widom, "Connecting Parametric Aging to Catastrophic Failure Through Thermodynamics," *IEEE Transactions on Reliability*, vol. 45, no. 1, pp. 28–33, 1996.
- [105] Q. Wang, P. Ping, X. Zhao, G. Chu, J. Sun, and C. Chen, "Thermal runaway caused fire and explosion of lithium ion battery," *Journal of Power Sources*, vol. 208, pp. 210–224, 2012.
- [106] H. Wang, E. Lara-Curzio, E. T. Rule, and C. S. Winchester, "Mechanical abuse simulation and thermal runaway risks of large-format Li-ion batteries," *Journal of Power Sources*, vol. 342, pp. 913–920, 2017.
- [107] J. Jaguemont, L. Boulon, Y. Dubé, and D. Poudrier, "Low Temperature Discharge Cycle Tests for a Lithium Ion Cell," *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, pp. 1–6, 2014.
- [108] N. Gunawardhana, N. Dimov, M. Sasidharan, G. J. Park, H. Nakamura, and M. Yoshio, "Suppression of lithium deposition at sub-zero temperatures on graphite by surface modification," *Electrochemistry Communications*, vol. 13, no. 10, pp. 1116–1118, 2011.
- [109] G. Bai and P. Wang, "An internal state variable mapping approach for Li-Plating diagnosis," *Journal of Power Sources*, vol. 323, pp. 115–124, 2016.

- [110] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, J. Hou, X. Zhang, and M. Ouyang, "The optimization of a hybrid energy storage system at subzero temperatures: Energy management strategy design and battery heating requirement analysis," *Applied Energy*, vol. 159, pp. 576–588, 2015.
- [111] J. Jaguemont, L. Boulon, P. Venet, Y. Dubé, and a. Sari, "Low Temperature Aging Tests for Lithium-ion Batteries," *24th IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, pp. 1–6, 2015.
- [112] D. Dvorak, H. Lacher, and D. Simic, "Thermal Modeling and Validation of a Lithium-Ion Battery based on Electric Vehicle Measurements," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2014.
- [113] F. Martel, Y. Dubé, S. Kelouwani, and K. Agbossou, "Active battery thermal management integrated to cold weather optimal PHEV autonomy extension," *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2016.
- [114] R. P. Ramasamy, R. E. White, and B. N. Popov, "Calendar life performance of pouch lithium-ion cells," *Journal of Power Sources*, vol. 141, no. 2, pp. 298–306, 2005.
- [115] S. Bashash, S. J. Moura, J. C. Forman, and H. K. Fathy, "Plug-in hybrid electric vehicle charge pattern optimization for energy cost and battery longevity," *Journal of Power Sources*, vol. 196, no. 1, pp. 541–549, 2011.
- [116] M. Broussely, S. Herreyre, P. Biensan, P. Kasztejna, K. Nechev, and R. J. Staniewicz, "Aging mechanism in Li ion cells and calendar life predictions," *Journal of Power Sources*, vol. 97-98, pp. 13–21, 2001.
- [117] X. Han, M. Ouyang, L. Lu, and J. Li, "A comparative study of commercial lithium ion battery cycle life in electric vehicle: Capacity loss estimation," *Journal of Power Sources*, vol. 268, pp. 658–669, 2014.
- [118] A. Saadi, M. Becherif, D. Hissel, and H. Ramadan, "Dynamic modeling and experimental analysis of PEMFCs: A comparative study," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 2, pp. 1–14, 2016.
- [119] J. R. D. Lile and S. Zhou, "Theoretical modeling of the PEMFC catalyst layer: A review of atomistic methods," *Electrochimica Acta*, vol. 177, pp. 4–20, 2015.

- [120] M. M. Barzegari, E. Alizadeh, and A. H. Pahnabi, "Grey-box modeling and model predictive control for cascade-type PEMFC," *Energy*, vol. 127, pp. 611–622, 2017.
- [121] L. Boulon, K. Agbossou, D. Hissel, P. Sicard, a. Bouscayrol, and M.-C. Péra, "A macroscopic PEM fuel cell model including water phenomena for vehicle simulation," *Renewable Energy*, vol. 46, pp. 81–91, oct 2012.
- [122] K. Ettahir, L. Boulon, M. Becherif, K. Agbossou, and H. S. Ramadan, "On-line identification of semi-empirical model parameters for PEMFCs," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 36, pp. 21165–21176, 2014.
- [123] F. Barbir, *PEM Fuel Cells: Theory and Practice*. Elsevier Academic Press, 1 ed., 2005.
- [124] M. A. Folgado, P. Ferreira-Aparicio, and A. M. Chaparro, "An optical and single cell study of the assembly of a PEMFC with dry and expanded Nafion," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 41, no. 1, pp. 505–515, 2016.
- [125] W. Schmittinger and A. Vahidi, "A review of the main parameters influencing long-term performance and durability of PEM fuel cells," *Journal of Power Sources*, vol. 180, pp. 1–14, may 2008.
- [126] R. K. Abdul Rasheed, Q. Liao, Z. Caizhi, and S. H. Chan, "A review on modelling of high temperature proton exchange membrane fuel cells (HT-PEMFCs)," *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, no. 5, pp. 3142–3165, 2016.
- [127] R. da Fonseca, E. Bideaux, M. Gerard, B. Jeanneret, M. Desbois-Renaudin, and A. Sari, "Control of PEMFC system air group using differential flatness approach: Validation by a dynamic fuel cell system model," *Applied Energy*, vol. 113, pp. 219–229, 2014.
- [128] H. Narayanan and S. Basu, "Regeneration of CO poisoned Pt black anode catalyst in PEMFC using break-in procedure and KMnO_4 solution," *International Journal of Hydrogen Energy*, pp. 1–7, 2017.
- [129] V. Lilavivat, S. Shimpalee, J. Van Zee, H. Xu, and C. Mittelsteadt, "Current Distribution Mapping for PEMFCs," *Electrochimica Acta*, vol. 174, pp. 1253–1260, 2015.

- [130] M. Marrony, R. Barrera, S. Quenet, S. Ginocchio, L. Montelatici, and a. Aslanides, "Durability study and lifetime prediction of baseline proton exchange membrane fuel cell under severe operating conditions," *Journal of Power Sources*, vol. 182, pp. 469–475, aug 2008.
- [131] D. Liu and S. Case, "Durability study of proton exchange membrane fuel cells under dynamic testing conditions with cyclic current profile," *Journal of Power Sources*, vol. 162, pp. 521–531, nov 2006.
- [132] 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.
- [133] Y. Huang, H. Wang, A. Khajepour, H. He, and J. Ji, "Model predictive control power management strategies for HEVs: A review," *Journal of Power Sources*, vol. 341, pp. 91–106, 2017.
- [134] H. Tian, Z. Lu, X. Wang, X. Zhang, Y. Huang, and G. Tian, "A length ratio based neural network energy management strategy for online control of plug-in hybrid electric city bus," *Applied Energy*, vol. 177, pp. 71–80, 2016.
- [135] N. F. Mcphee, R. Poli, and W. B. Langdon, *A Field Guide to Genetic Programming*. No. March, 2008.
- [136] R. E. Bellman, "The Theory of Dynamic Programming," 1954.
- [137] D. E. Kirk, *Optimal Control Theory: An Introduction*. Dover Publications, 1970.
- [138] M. P. O'Keefe and T. Markel, "Dynamic Programming Applied to Investigate Energy Management Strategies for a Plug-in HEV," *the 22nd International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS-22)*, no. November, p. 15, 2006.
- [139] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, X. Han, and M. Ouyang, "Optimization for a hybrid energy storage system in electric vehicles using dynamic programming approach," *Applied Energy*, vol. 139, no. Dc, pp. 151–162, 2015.
- [140] E. Vinot, R. Trigui, Y. Cheng, C. Espanet, A. Bouscayrol, and V. Reinbold, "Improvement of an EVT-based HEV using dynamic programming," no. c, 2013.

- [141] “US Environmental Protection Agency, Dynamometer Drive Schedules, <http://www.epa.gov/nvfel/testing/dynamometer.htm>, 2017.”
- [142] F. Martel, S. Kelouwani, Y. Dubé, and K. Agbossou, “Optimal economy-based battery degradation management dynamics for fuel-cell plug-in hybrid electric vehicles,” *Journal of Power Sources*, vol. 274, oct 2014.
- [143] F. Martel, Y. Dubé, S. Kelouwani, J. Jaguemont, and K. Agbossou, “Long-term economic plug-in hybrid electric vehicle battery lifetime degradation management through near optimal fuel cell load sharing,” *Journal of Power Sources*, vol. 318, pp. 270–282, 2016.
- [144] F. Martel, Y. Dubé, J. Jaguemont, S. Kelouwani, and K. Agbossou, “Preemptive degradation-induced battery replacement for hybrid electric vehicles in sustained optimal extended-range driving conditions,” *Journal of Energy Storage*, vol. 14, pp. 147–157, 2017.
- [145] A. Hoekstra, D. Filev, S. Szwabowski, K. McDonough, and I. Kolmanovsky, “Evolving Markov chain models of driving conditions using onboard learning,” *2013 IEEE International Conference on Cybernetics, CYBCONF 2013*, pp. 1–6, 2013.
- [146] J. D. K. Bishop, C. J. Axon, and M. D. McCulloch, “A robust, data-driven methodology for real-world driving cycle development,” *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, vol. 17, no. 5, pp. 389–397, 2012.
- [147] Z. Liu, A. Ivanco, and Z. Filipi, “Naturalistic drive cycle synthesis for pickup trucks,” *Journal of Safety Research*, vol. 54, no. June, pp. 109.e29 – 115, 2015.
- [148] “Nemo Low-Speed Electric Vehicle , <http://www.nev-nemo.com/>, 2015.”
- [149] F. Martel, Y. Dubé, L. Boulon, and K. Agbossou, “Hybrid electric vehicle power management strategy including battery lifecycle and degradation model,” in *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, p. 8, IEEE, 2011.
- [150] F. Martel, *Modélisation d’un véhicule hybride et la dégradation de ses batteries*. Presses Académiques Francophones, 2013.
- [151] U.S Department of Energy, “2013 Chevrolet Volt – VIN 3929,” pp. 1–6, 2013.

- [152] GM, “Chevrolet Volt Battery : An Introduction Chevrolet Volt Battery : BATTERY 101,” pp. 1–7, 2010.
- [153] M. Ceraolo, “New dynamical models of lead-acid batteries,” *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15, no. 4, pp. 1184–1190, 2000.
- [154] S. Barsali and M. Ceraolo, “Dynamical models of lead-acid batteries: implementation issues,” *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 17, pp. 16–23, mar 2002.
- [155] R. A. Jackey, “A Simple, Effective Lead-Acid Battery Modeling Process for Electrical System Component Selection,” apr 2007.
- [156] J. Jagemont, L. Boulon, and Y. Dubé, “Characterization and Modeling of a Battery Pack at Low Temperatures,” vol. 65, no. 1, pp. 1–14, 2016.
- [157] “Lifeline Technical Manual,” p. 35, Concorde Battery Corporation, 2009.
- [158] P. T. Moseley, J. Garche, C. Parker, and D. Rand, *Valve-Regulated Lead-Acid Batteries*. Elsevier B.V., 2004 ed., 2013.
- [159] F. P. Incropera and D. P. DeWitt, *Fundamentals of Heat and Mass Transfer*. Wiley, 5th ed., 2002.
- [160] Y. A. Çengel and M. A. Boles, *Thermodynamics, An Engineering Approach*. McGraw-Hill Higher Education, 4th editio ed., 2002.
- [161] D. Chen, J. Jiang, G.-h. Kim, C. Yang, and A. Pesaran, “Comparison of different cooling methods for lithium ion battery cells,” vol. 94, pp. 846–854, 2016.
- [162] G. H. Kim and A. Pesaran, “Battery Thermal Management System Design Modeling,” no. November, 2006.
- [163] “Hydro-Québec, Residential Rates,” 2015.
- [164] J. Spendelow and J. Marcinkoski, “DOE Fuel Cell Technologies Office Record 14012: Fuel Cell System Cost - 2013,” pp. 1–8, 2014.
- [165] G. Yeh, Y. Kao, S. Yang, M. Rei, Y. Yan, and P. Lee, “Low cost compact on-site hydrogen generation,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 39, no. 35, pp. 20614–20624, 2014.

- [166] F. Martel, Y. Dubé, S. Kelouwani, and K. Agbossou, "Economy-focused PHEV battery lifetime management through optimal fuel cell load sharing," in *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, (Montreal), IEEE, 2015.
- [167] J. Jaguemont, L. Boulon, Y. Dubé, and F. Martel, "Thermal Management of a Hybrid Electric Vehicle in Cold Weather," *IEEE Transaction on Energy Conversion*, vol. 8969, no. c, 2015.
- [168] J. Jaguemont, N. Omar, F. Martel, P. Van den Bossche, and J. Van Mierlo, "Streamline three-dimensional thermal model of a lithium titanate pouch cell battery in extreme temperature conditions with module simulation," *Journal of Power Sources*, vol. 367, pp. 24–33, 2017.
- [169] L. J. Kere, S. Kelouwani, K. Agbossou, Y. Dube, and F. Martel, "Internal Model Control of a Hydrogen-Fueled Genset for HEV Applications," 2015 *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference, VPPC 2015 - Proceedings*, no. Imc, 2015.
- [170] D. Stroe, M. Swierczynski, A. I. Stan, and R. Teodorescu, "Accelerated lifetime testing methodology for lifetime estimation of Lithium-ion batteries used in augmented wind power plants," 2013 *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition, ECCE 2013*, vol. 50, no. 6, pp. 690–698, 2013.
- [171] D. J. Lim, S. R. Jahromi, T. R. Anderson, and A. A. Tudorie, "Comparing technological advancement of hybrid electric vehicles (HEV) in different market segments," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 97, pp. 140–153, 2015.

À propos

CETTE THÈSE fut rédigée à l'aide du logiciel L^AT_EX au cours de l'année 2017 par François Martel en conclusion d'un programme de doctorat en génie électrique de l'Université du Québec à Trois-Rivières amorcé en septembre 2011. Ladite thèse fut déposée pour révision initiale le 28 avril 2017 et acceptée dans sa forme finale à la conclusion de décembre 2017. Cette édition limitée fut imprimée et reliée par l'imprimerie de l'UQTR à la fin de 2017.